

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ANALYSE DE LA CONTRIBUTION DES INDICATEURS DE MARCHABILITÉ À LA
MODÉLISATION DE LA DEMANDE PIÉTONNE

GABRIEL-LEE LEFEBVRE-ROPARS

DÉPARTEMENT DES GÉNIES CIVIL, GÉOLOGIQUE ET DES MINES

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE CIVIL)

AOÛT 2017

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

ANALYSE DE LA CONTRIBUTION DES INDICATEURS DE MARCHABILITÉ À LA
MODÉLISATION DE LA DEMANDE PIÉTONNE

présenté par : LEFEBVRE-ROPARS Gabriel-Lee

en vue de l'obtention du diplôme de : Maîtrise ès sciences appliquées

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

M. SAUNIER Nicolas, Ph. D., président

Mme MORENCY Catherine, Ph. D., membre et directrice de recherche

M. NAZEM Mohsen, Ph. D., membre

DÉDICACE

*« Touttt est dans touttt
Touttt est au bouttt »*

Raoul Duguay

« Les meilleurs mémoires sont les mémoires terminés »

Proverbe uqamien

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d’abord à remercier ma directrice de recherche, Catherine Morency, grâce à qui j’ai pu appréhender un tout nouveau domaine académique. Son énergie et sa détermination sont dignes d’admiration et son dévouement à offrir le plus d’opportunités possibles à ses étudiants ne saurait être suffisamment souligné.

Un grand merci aussi à Patrick Singleton et Kelly Clifton, de Portland State University, et à Clint Chiavarini, d’Oregon Metro, qui m’ont aidé à apprivoiser le *Pedestrian Index of the Environment*.

Je suis également reconnaissant aux organismes qui ont participé au financement de mes recherches : les partenaires de la Chaire Mobilité – l’Agence métropolitaine de transport (AMT), le Ministère des Transports, de la Mobilité durable et de l’Électrification des transports (MTMDET), la Société de transport de Montréal (STM) et la Ville de Montréal –, le Programme de subventions à la découverte du Conseil de recherche en sciences naturelles et génie du Canada (CRSNG) ainsi que le Fonds de recherche du Québec – Nature et technologies (FRQNT).

D’un point de vue plus personnel, merci à Clémentine Barbier, Guilhem Poucin et Antoine Grapperon, qui m’ont aidé à apprivoiser ce nouveau milieu qu’était le génie des transports et qui ont su, à maintes reprises, rassurer le bachelier en urbanisme complètement égaré que j’étais au début de ce périple.

Merci aussi à Charles Dubé, Jérôme Laviolette et Nicolas Pelé pour l’amitié et les discussions toujours constructives et stimulantes sur mes recherches, les transports et la société en général.

Merci aux associés de recherche de la Chaire Mobilité, Pierre-Léo Bourbonnais, Jean-Simon Bourdeau et Hubert Verreault, ainsi qu’aux anciens collègues Philippe Fortin et Annick Lacombe, pour l’aide technique sur un million de sujets. Merci à Laurent-David Beaulieu pour l’initiation à R. Merci aux collègues du bureau – Mikaël Chibok, Anaïs Moulin et les nombreux autres – pour les insipides cafés, les innombrables parties de *Smash* et l’indispensable soutien moral.

Merci à Isabelle Cossette pour les précieux conseils terminologiques. Merci à Charles Carrier-Plante et Marie-Ève d’Entremont pour l’amitié, la bière et les égratignures qui durent.

Mais surtout, je ne saurais remercier suffisamment ma copine Audrey de m’avoir soutenu – et supporté! – à travers tout ce maelström d’émotions, d’insécurités et de formules mathématiques. Sans elle, ce mémoire se serait achevé à la page trois et je me serais enfui au Japon. Merci!

RÉSUMÉ

Les bienfaits individuels et sociaux de la pratique fréquente de la marche ne sont plus à démontrer. Plusieurs facteurs ont une influence sur l'attractivité de la marche comme moyen de transport pour se déplacer au quotidien. Un environnement urbain dense et diversifié, offrant des infrastructures piétonnes confortables et bien connectées ainsi qu'un accès facile à des services de proximité et au transport collectif, peut encourager le choix de la marche pour effectuer un déplacement. Ces nombreuses dimensions de l'environnement urbain sont cependant difficiles à intégrer dans une démarche de modélisation du choix modal en raison de leur forte colinéarité. C'est pourquoi de nombreux chercheurs ont développé des mesures composites du potentiel piétonnier, ou « marchabilité », des voisinages. Ces indicateurs de marchabilité combinent plusieurs variables relatives à l'environnement urbain en un seul score qui offre un portrait rapide du potentiel piétonnier d'un voisinage. L'objectif du présent projet de recherche est de clarifier la relation entre l'environnement urbain, tel que représenté par divers indicateurs de marchabilité, et la pratique de la marche dans la région métropolitaine de Montréal.

Une revue de la littérature scientifique permet tout d'abord d'identifier les variables corrélées à la pratique de la marche ainsi qu'une série d'indicateurs de marchabilité issus des domaines du transport, de l'urbanisme et de la santé publique. Cette démarche permet d'identifier l'importance des variables liées aux personnes (âge, genre et occupation), aux ménages (taille, revenu, accès à une automobile) et au déplacement (longueur, motif et structure de la chaîne de déplacements), mais aussi la diversité de variables liées à l'environnement urbain. Par la suite, une analyse des données de mobilité recueillies par l'Enquête Origine-Destination 2013 de la région de Montréal met en évidence l'importante part modale de la marche dans les déplacements courts. En effet, alors que la marche est choisie pour environ 10 % des déplacements effectués sur le territoire métropolitain, elle atteint près de 50 % de part modale pour les déplacements de 1,3 kilomètres ou moins.

À l'aide de bases de données de variables de voisinage à grande échelle, le *Pedestrian Index of the Environment* (PIE), un indicateur développé dans la région de Portland, Oregon, est ensuite adapté à la région métropolitaine de Montréal. Cette mesure comprend la densité d'activités, le confort des infrastructures, la taille des îlots, la fréquence du service de transport collectif et la densité de commerces et services de proximité. Originellement construit à partir de données propriétaires,

l'indicateur est calculé dans le contexte montréalais à l'aide de bases de données locales, démontrant ainsi la faisabilité de son transfert à un autre contexte métropolitain. Des tests de sensibilité sont par la suite réalisés sur différents paramètres de mesure de l'indicateur afin d'en évaluer la stabilité.

Afin d'étudier le pouvoir explicatif du PIE, une démarche de modélisation du choix modal est élaborée à partir des données issues de l'Enquête Origine-Destination. Une série de régressions logistiques binomiales est appliquée à divers bassins de déplacements. En contrôlant pour un ensemble de variables relatives à la personne, au ménage et à la structure du déplacement, une amélioration de la marchabilité, telle que représentée par le PIE, apparaît significativement corrélée à une augmentation des chances de choisir la marche pour un déplacement court, tous motifs de déplacement confondus. De plus, l'ajout du PIE dans un modèle de choix modal permet d'en améliorer l'ajustement statistique ainsi que la capacité à prévoir le choix du mode de transport au niveau individuel.

L'effet de la variation de l'unité spatiale de mesure de la marchabilité est exploré à l'aide d'une deuxième série de régressions logistiques binomiales. Divers rayons de recherche et lieux de mesure – à l'origine et à la destination du déplacement ainsi que la moyenne de ces deux valeurs et la moyenne de l'indicateur tout au long du déplacement – sont employés pour construire de nouvelles formulations du PIE. La mesure du PIE dans un rayon de 2 kilomètres autour de l'ensemble du trajet offre le meilleur ajustement statistique dans le cadre de la modélisation du choix de la marche pour effectuer un déplacement court.

La contribution de cette formulation du PIE est par la suite comparée, à l'aide d'une dernière série de régressions logistiques binomiales, à celle de trois indicateurs sélectionnés dans la littérature : le *Walkability Index* (WI), l'Indice de potentiel piétonnier (IPP) et le *Neighborhood Destination Accessibility Index* (NDAI). Le PIE permet un ajustement statistique des modèles de choix modal comparable ou supérieur à ces mesures, tous motifs de déplacement confondus. L'importance des variables reliées à la densité de population et de destinations est également mise en relief par les résultats de ces modèles comparatifs. Ces résultats améliorent la compréhension des indicateurs de marchabilité et offrent des lignes directrices pour une utilisation optimale de ces indicateurs dans le contexte de la région métropolitaine de Montréal.

ABSTRACT

The individual and social benefits of walking on a daily basis are well-known. Many factors have a determining influence on the decision of carrying out daily trips on foot. A dense and diverse urban environment, one that offers comfortable pedestrian and well-connected pedestrian infrastructure and offers an easy access to amenities and public transit, can encourage the choice of walking. However, it can be challenging to include the many dimensions of the urban form in a mode choice modelling context due to their high collinearity. As a result, researchers have developed a number of composite measures of the pedestrian potential, or “walkability”, of neighborhoods. These walkability measures combine several variables related to the urban form into a single score that captures the potential of a neighborhood for generating walking trips. This research project aims to clarify the relationship between the urban environment, as represented by different walkability measures, and walking behavior in the Greater Montréal area.

First, a review of the scientific literature identifies variables correlated to walking behavior, as well as a series of walkability measures coming from the disciplines of transportation, urban planning and public health research. This leads to the identification of the importance of variables related to the individual (age, gender, and occupation), the household (size, income and car access) and the trip (length, purpose and trip chain structure), but also to the urban environment. Then, an analysis of observed trip data from the 2013 Montréal Origin-Destination Survey highlights the important mode share of walking for short trips. While only around 10% of trips in the metropolitan region are carried out by foot, their share almost reaches 50% when considering only trips shorter than 1.3 kilometers.

Using large-scale neighborhood variables databases, the Pedestrian Index of the Environment (PIE), a walkability measure developed in Portland, Oregon, is adapted to the Greater Montréal area. The PIE includes measures of activity density, infrastructure comfort, block size, transit frequency and amenity density. The measure was originally developed using a proprietary dataset but is successfully computed for the study area, thus demonstrating its transferability to another metropolitan context. Sensitivity tests are carried out to assess the measure’s stability.

In order to study the PIE’s explanatory power, a discrete mode choice modelling process is elaborated using observed trip data from the Origin-Destination Survey. A series of binomial logistic regressions is applied to a diversity of trip subsets. An improvement in the walkability of

a neighborhood, as represented by the PIE, appears to be significantly correlated with an increase in the odds of choosing to walk for a short trip, controlling for the effect of person-, household- and trip-related variables. In addition, the introduction of the PIE in a discrete choice model improves its statistical fit as well as its mode choice prediction capacity on a trip basis.

The effect of a variation in the spatial unit used to measure walkability is explored in a second series of binomial logistic regressions. Several measurement locations (the origin and the destination of the trip as well as the average of these two values and the average value of walkability as measured along the whole trip) and search radii are used to compute new versions of the PIE. A search radius of 2 kilometers around the whole pedestrian itinerary offers the best statistical fit when modelling the choice of walking for a short trip.

The contribution of the previously identified PIE formulation is then compared to three selected walkability measures in a last series of binomial logistic regressions. The three measures chosen in the literature are the Walkability Index (WI), the *Indice de potentiel piétonnier* (IPP) and the Neighborhood Destination Accessibility Index (NDAI). The use of the PIE offers a comparable or superior model fit to the use of these measures. The importance of variables related to population and destination density is highlighted by the results of this comparative modelling approach. The results of this research project contribute to the understanding of walkability measures and offer guidelines for their optimal use in the Greater Montréal area.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE.....	III
REMERCIEMENTS	IV
RÉSUMÉ.....	V
ABSTRACT	VII
TABLE DES MATIÈRES	IX
LISTE DES TABLEAUX.....	XIV
LISTE DES FIGURES.....	XVII
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XX
LISTE DES ANNEXES.....	XXII
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	1
1.1 Problématique.....	2
1.2 Objectifs	3
1.3 Structure du mémoire	4
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	5
2.1 La marchabilité.....	5
2.1.1 La marchabilité comme expérience piétonne.....	6
2.1.2 La marchabilité comme potentiel piétonnier.....	6
2.1.3 Définition opérationnelle de la marchabilité	7
2.2 Les variables corrélées avec la pratique de la marche	8
2.2.1 Variables individuelles et du ménage.....	8
2.2.2 Variables associées au déplacement.....	11
2.2.3 Variables associées à l'offre de transport.....	13
2.2.4 Les variables reliées à l'environnement urbain.....	14

2.3	Les indicateurs composites de marchabilité.....	18
2.4	Les enjeux méthodologiques de la modélisation des déplacements à pied.....	25
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE		29
3.1	Cadre conceptuel	29
3.2	Méthodologie générale.....	30
3.2.1	Territoire d'analyse	32
3.2.2	Sources de données	32
3.3	Construction d'une base de données de déplacements observés.....	39
3.3.1	Sélection des déplacements	39
3.3.2	Agrégation des motifs	40
3.3.3	Calcul du taux d'accès à une automobile	40
3.3.4	Création des trajets piétons	41
3.3.5	Traitement des chaînes de déplacement	41
CHAPITRE 4 LA PRATIQUE DE LA MARCHE DANS LA RÉGION MÉTROPOLITAINE DE MONTRÉAL		43
4.1	Identification du bassin de compétitivité des déplacements à pied.....	43
4.2	Analyse descriptive des déplacements à pied	45
4.2.1	La pratique de la marche selon le motif du déplacement.....	45
4.2.2	La pratique de la marche selon l'âge et le genre	46
4.2.3	La pratique de la marche selon la structure du ménage	47
4.2.4	La pratique de la marche selon le type d'accès à un véhicule automobile.....	48
CHAPITRE 5 ADAPTATION D'UN INDICATEUR DE MARCHABILITÉ : LE <i>PEDESTRIAN INDEX OF THE ENVIRONMENT</i>		50
5.1	Construction de l'indicateur	51
5.1.1	Variables.....	51

5.1.2	Unité spatiale.....	51
5.1.3	Construction des variables	52
5.1.4	Calcul de l'indicateur	57
5.2	Distribution spatiale du PIE	60
5.3	Analyse de sensibilité de l'indicateur.....	62
5.3.1	Paramètres de l'indicateur	62
5.3.2	Variabilité des paramètres	67
5.4	Corrélation entre la valeur du PIE et la pratique de la marche	70
CHAPITRE 6 MODÉLISATION DE LA DEMANDE PIÉTONNE SELON DIFFÉRENTS BASSINS DE DÉPLACEMENTS.....		74
6.1	Modélisation du choix de la marche pour un déplacement court – Calcul agrégé du bassin de compétitivité	74
6.1.1	Description des données.....	74
6.1.2	Description des modèles de choix	75
6.1.3	Structure des données.....	76
6.1.4	Analyse de corrélation.....	78
6.1.5	Estimation du modèle de base	80
6.1.6	Estimation du modèle incluant le PIE	83
6.1.7	Validation des modèles de choix modal.....	85
6.2	Modélisation du choix de la marche pour un déplacement court – Calcul détaillé du bassin de compétitivité	86
6.2.1	Détermination d'un bassin de compétitivité détaillé basé sur les déplacements transférables à la marche	86
6.2.2	Description du modèle	88
6.2.3	Analyse de corrélation.....	88

6.2.4	Estimation du modèle de base	89
6.2.5	Estimation du modèle incluant le PIE	92
6.2.6	Validation des modèles de choix modal.....	93
6.3	Segmentation selon le motif.....	95
6.3.1	Structure des données.....	96
6.3.2	Analyse de corrélation.....	96
6.3.3	Estimation des modèles de choix modal segmentés selon le motif.....	96
6.3.4	Validation des modèles de choix modal segmentés selon le motif.....	99
CHAPITRE 7 MODÉLISATION DE LA DEMANDE PIÉTONNE SELON DIFFÉRENTES UNITÉS SPATIALES ET COMPARAISON DE LA PERFORMANCE DE DIVERS INDICATEURS DE MARCHABILITÉ.....		100
7.1	Variation selon l'unité spatiale de mesure	100
7.1.1	Structure des données.....	100
7.1.2	Estimation des modèles de choix modal	102
7.1.3	Validation des modèles de choix modal.....	103
7.2	Comparaison avec d'autres indicateurs de marchabilité	104
7.2.1	Construction des indicateurs	105
7.2.2	Structure des données et analyse de corrélation.....	117
7.2.3	Estimation des modèles	117
7.2.4	Validation des modèles	119
CHAPITRE 8 CONCLUSION		120
8.1	Synthèse de la recherche et rappel des contributions	120
8.2	Limites.....	122
8.2.1	Limites relatives à la nature des données de mobilité.....	122
8.2.2	Limites relatives à la modélisation du choix de la marche	123

8.3	Perspectives	123
8.3.1	Perspectives d'application.....	123
8.3.2	Perspectives de recherche.....	124
BIBLIOGRAPHIE		125
ANNEXES		135

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 : Variables incluses dans huit indicateurs de marchabilité sélectionnés	19
Tableau 3.1: Description des données utilisées.....	32
Tableau 3.2 : Correspondance entre les motifs originaux (variable <i>d_motif</i>) et agrégés	40
Tableau 5.1: Description des données employées pour construire les variables composant le PIE	53
Tableau 5.2 : Répartition des segments du réseau routier selon leur niveau de confort	54
Tableau 5.3: Pondération de la variable <i>Taille des îlots</i>	54
Tableau 5.4 : Codes SCIAN (2007) sélectionnés pour la variable « commerces et services ».....	56
Tableau 5.5 : Paramètres de calcul de la densité de noyau selon la variable	59
Tableau 5.6 : Coefficients des modèles logit individuels et pondération des variables du PIE.....	60
Tableau 6.1 : Variables indépendantes discrètes.....	77
Tableau 6.2 : Description des variables du modèle de choix modal (modèles 1 et 2)	80
Tableau 6.3 : Résultats du modèle de choix modal - Variables de contrôle seulement (modèle 1)	82
Tableau 6.4 : Résultats du modèle de choix modal - Incluant le PIE (modèle 2)	83
Tableau 6.5 : Représentation schématique de la matrice de résultats d'un modèle de prévision ..	85
Tableau 6.6 : Performance des modèles de prévision du choix modal (modèles 1 et 2)	85
Tableau 6.7 : Matrices de confusion des modèles de prévision du choix modal (modèles 1 et 2)	86
Tableau 6.8 : Distance-seuil des déplacements à pied selon le groupe d'âge et le genre	87
Tableau 6.9 : Description des variables du modèle de choix modal (modèles 3 et 4)	90
Tableau 6.10 : Résultats du modèle de choix modal - Variables de contrôle seulement (modèle 3)	91
Tableau 6.11 : Résultats du modèle de choix modal - Incluant le PIE (modèle 4)	92
Tableau 6.12 : Performance des modèles de prévision du choix modal (modèles 3 et 4)	93

Tableau 6.13 : Matrice de confusion des modèles de prévision du choix modal (modèles 3 et 4)	93
Tableau 6.14 : Part modale des bassins de déplacements basés sur le motif du déplacement	96
Tableau 6.15 : Variables de contrôle employées dans les modèles segmentés par motif	97
Tableau 6.16 : Rapports de cote des modèles de choix modal segmentés selon le motif	98
Tableau 6.17 : Performance des modèles de prévision du choix modal segmentés selon le motif	99
Tableau 6.18 : Matrice de confusion – Motif études (modèle 6)	99
Tableau 7.1 : Identification des modèles de choix segmentés selon le lieu de mesure et le rayon de recherche du PIE	102
Tableau 7.2 : Rapport de cote de la variable PIE selon le lieu de mesure et le rayon de recherche (modèles 9 à 32)	102
Tableau 7.3 : AIC des modèles de choix modal (modèles 9 à 32)	103
Tableau 7.4 : Δ AIC des modèles de choix modal (modèles 9 à 32)	103
Tableau 7.5 : Performance des modèles segmentés selon le lieu de mesure (modèles 9 à 32)	104
Tableau 7.6 : Description des jeux de données composant le WI dans sa formulation originale	106
Tableau 7.7 : Pondération des variables du WI	108
Tableau 7.8 : Pondération des variables constituant le NDAI	113
Tableau 7.9 : Identification des modèles segmentés selon le motif et l'indicateur employé	116
Tableau 7.10 : Description de la valeur des indicateurs de marchabilité selon l'ensemble de déplacements considéré	116
Tableau 7.11 : Rapport de cote des indicateurs de marchabilité normalisés (modèles 33 à 48)	118
Tableau 7.12 : AIC des modèles de choix modal selon l'indicateur de marchabilité utilisé (modèles 33 à 48)	118
Tableau 7.13 : Δ AIC des modèles de choix modal selon l'indicateur de marchabilité utilisé (modèles 33 à 48)	119
Tableau 7.14 : Performance des modèles de choix modal selon l'indicateur utilisé et le motif (modèles 33 à 48)	119

Tableau C.1 : Description des variables indépendantes – Modèle 5.....	140
Tableau C.2 : Description des variables indépendantes – Modèle 6.....	140
Tableau C.3 : Description des variables indépendantes – Modèle 7.....	141
Tableau C.4 : Description des variables indépendantes – Modèle 8.....	141

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1 : Capture d'écran du <i>Context Tool</i> réalisée le 14 juin 2017 (Oregon Metro)	23
Figure 2.2 : Le modèle comportemental de l'environnement, d'après Moudon et Lee (2003)	27
Figure 3.1 : Schéma des relations entre les univers de données relatifs à la modélisation des déplacements à pied et le choix modal.....	29
Figure 3.2 : Méthodologie générale du projet	30
Figure 3.3: Territoire d'analyse	31
Figure 3.4 : Répartition spatiale de l'utilisation du sol dans le territoire à l'étude	36
Figure 3.5 : Répartition de l'utilisation du sol dans la région métropolitaine selon la superficie du lot.....	37
Figure 3.6 : Schéma relationnel du format GTFS (Google, 2016, sous licence CC BY 3.0)	39
Figure 4.1 : Part modale selon la distance du déplacement sur le réseau pour les déplacements de 3 kilomètres et moins	44
Figure 4.2 : Part modale de la marche pour les déplacements de moins de 1,3 kilomètre	45
Figure 4.3 : Part modale selon le motif du déplacement	46
Figure 4.4 : Part modale selon l'âge et le genre	47
Figure 4.5 : Part modale selon la structure du ménage	48
Figure 4.6 : Part modale selon le genre et le type d'accès à un véhicule dans le ménage.....	49
Figure 5.1 : Aperçu des cellules de la grille dans le quartier Verdun, à Montréal.....	52
Figure 5.2 : Distribution des SR selon leur densité d'activités	55
Figure 5.3 : Répartition des différents types de commerces et services	57
Figure 5.4 : Schéma de la fonction de décroissance employée par l'outil d'estimation de densité de noyau	58
Figure 5.5 : Distribution spatiale du PIE dans la région de Montréal	61
Figure 5.6 : Différentes tailles pour la cellule de référence	63

Figure 5.7 : Différents rayons de recherche pour la cellule de référence.....	64
Figure 5.8 : Différentes fonctions de décroissance	64
Figure 5.9 : Variation du nombre de cellules selon la classe du PIE, par paramètre modifié.....	65
Figure 5.10 : Variation du PIE selon le paramètre modifié	68
Figure 5.11 : Part modale selon la valeur du PIE pour les déplacements courts	70
Figure 5.12 : Répartition modale selon la valeur du PIE à l'origine et le motif du déplacement (déplacements de moins de 1,3 km)	71
Figure 6.1 : Matrice de corrélation (modèles 1 et 2).....	79
Figure 6.2 : Matrice de corrélation (modèles 3 et 4).....	89
Figure 6.3 : Répartition spatiale des erreurs de classification (modèle 4)	94
Figure 6.4 : Répartition des erreurs de classification selon la valeur du PIE (modèle 4)	95
Figure 7.1 : Cellules considérées lors de la mesure de l'indicateur à l'origine et à la destination	101
Figure 7.2 : Cellules considérées lors de la mesure de la moyenne de l'indicateur au long du trajet	101
Figure 7.3 : Distribution spatiale du WI dans la région de Montréal.....	109
Figure 7.4 : Distribution spatiale de l'IPP dans la région de Montréal	112
Figure 7.5 : Distribution spatiale du NDAI dans la région de Montréal	115
Figure D.1 : Matrice de corrélation – Modèle 5.....	142
Figure D.2 : Matrice de corrélation – Modèle 6.....	143
Figure D.3 : Matrice de corrélation – Modèle 7.....	144
Figure D.4 : Matrice de corrélation – Modèle 8.....	145
Figure F.1 : Matrice de corrélation simplifiée – Modèles 9 à 32	150
Figure H.1 : Matrice de corrélation – Modèles 33 à 36 (motif travail).....	175
Figure H.2 : Matrice de corrélation – Modèles 37 à 40 (motif études).....	176

Figure H.3 : Matrice de corrélation – Modèles 41 à 44 (motif magasinage)	177
Figure H.4 : Matrice de corrélation – Modèles 45 à 48 (motif loisir).....	178

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

AIC	<i>Akaike Information Criterion</i>
AMT	Agence métropolitaine de transport
AOT	Autorité organisatrice de transport
CIT	Conseil intermunicipal de transport
CMM	Communauté métropolitaine de Montréal
COS	Coefficient d'occupation du sol
CRT	Conseil régional de transport
ENM	Enquête nationale sur les ménages
EWI	<i>Extended Walkability Index</i>
GTFS	<i>Global Transit Feed Specification</i>
IPP	Indice de potentiel piétonnier
MAMOT	Ministère des Affaires municipales et de l'Occupation du territoire
MI	<i>Moveability Index</i>
MRC	Municipalité régionale de comté
MTMDET	Ministère des Transports, de la Mobilité durable et de l'Électrification des transports
NDAI	<i>Neighborhood Destination Accessibility Index</i>
OD	Origine-Destination
OMIT	Organisme municipal et intermunicipal de transport
OSM	OpenStreetMap
PIE	<i>Pedestrian Index of the Environment</i>
RMR	Région métropolitaine de recensement
RTL	Réseau de transport de Longueuil
SIG	Système d'information géographique

SR	Secteur de recensement
STL	Société de transport de Laval
STM	Société de transport de Montréal
WI	<i>Walkability Index</i>
WOI	<i>Walk Opportunities Index</i>
WS	<i>Walk Score</i> ®

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE A : Extraction du réseau piétonnier OSM.....	135
ANNEXE B : Pondération de la variable <i>Confort des infrastructures</i> du PIE	138
ANNEXE C : Description des variables indépendantes – Modèles 5 à 8	140
ANNEXE D : Matrices de corrélation – Modèles 5 à 8.....	142
ANNEXE E : Résultats complets – Modèles 5 à 8	146
ANNEXE F : Matrice de corrélation simplifiée – Modèles 9 à 32	150
ANNEXE G : Résultats complets – Modèles 9 à 32	151
ANNEXE H : Matrices de corrélation – Modèles 33 à 48.....	175
ANNEXE I : Résultats complets – Modèles 33 à 48	179

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

Depuis le tournant du 21^e siècle, l'obésité est considérée par l'Organisation mondiale de la Santé comme une épidémie mondiale. Parmi les nombreux facteurs ayant une influence sur la prise de poids généralisée chez les habitants des pays développés, on retrouve la dépendance aux modes de transport motorisés et le mode de vie sédentaire qui en découle (Organisation mondiale de la Santé, 2000). Cette dépendance est due d'une part à la forte pénétration des véhicules automobiles dans les ménages occidentaux, mais également à la manière dont les milieux urbains se sont structurés en réponse à cette motorisation des ménages. En effet, le mode d'organisation spatiale des villes a toujours été intimement lié au mode de transport dominant. À partir de la fin de la Deuxième Guerre mondiale, la planification urbaine occidentale a largement favorisé la construction de milieux de vie centrés autour des besoins de l'automobile individuelle, au détriment des modes de transport actifs – la marche et le vélo – et collectifs (Newman, P. & Kenworthy, 1999). Les habitants de ces quartiers effectuent typiquement peu de déplacements utilitaires à pied, à vélo ou en transport collectif, réduisant ainsi les occasions de pratiquer une activité physique sur une base quotidienne. À l'inverse, les individus habitant des quartiers conçus pour faciliter l'accès aux opportunités à l'aide des transports actifs et collectifs utilisent davantage ces modes pour leurs déplacements utilitaires, ce qui leur permet d'effectuer un exercice physique lors de leurs déplacements (Kenworthy & Laube, 1999).

En réponse à la multiplication des milieux de vie entraînant une dépendance à l'automobile, un nouveau paradigme a émergé dans le domaine de l'aménagement du territoire au cours des années 1990. Les projets associés à cette nouvelle vague de planification cherchent à recréer, dans les nouveaux développements, une forme urbaine basée sur les déplacements à pied afin d'encourager les habitants à délaisser leurs véhicules. Le *New Urbanism* (Newman, P. W. G. & Kenworthy, 1996), le *Transit-Oriented Development* (Cervero, Ferrell, & Murphy, 2002) et les éco-quartiers (Bonard & Matthey, 2010), pour ne nommer que ceux-là, font partie de ce courant de planification qui cherche à transformer la ville pour en faire à nouveau un milieu « marchable ».

Il subsiste toutefois une incertitude quant à la manière de caractériser et de mesurer ce caractère piétonnier, ou « marchabilité », des environnements urbains. Dans un contexte où les pouvoirs publics multiplient les démarches et les objectifs pour augmenter la part modale de la marche (le Plan de transport de la Ville de Montréal (2008), par exemple), il est pourtant essentiel de disposer

d'outils permettant de mesurer le progrès réalisé à travers la mise en œuvre de ces stratégies. Sans indicateurs de performance clairs et mesurés de manière systématique reliés à la marchabilité, il sera en effet toujours plus tentant pour les autorités de prioriser les interventions dont les résultats sont plus facilement chiffrables, interventions qui, souvent, concernent plutôt le réseau routier que les infrastructures piétonnes (Handy, 2008).

Ce mémoire cherche à clarifier le lien entre diverses manières de mesurer la marchabilité et les comportements de mobilité observés des individus.

1.1 Problématique

La mesure de la marchabilité prend une place importante dans la recherche en transport depuis deux décennies. De nombreuses études se sont intéressées au lien entre diverses variables relatives à la forme urbaine et les comportements de mobilité – voir notamment les revues de littérature effectuées par Ewing et Cervero (2001, 2010) ainsi que Wong, Faulkner et Buliung (2011). Parmi les variables fréquemment identifiées comme étant corrélées à la pratique de la marche, on retrouve notamment la densité de population des quartiers, la connectivité du réseau accessible aux piétons et la mixité des usages du sol, mais aussi une foule d'autres variables. La prise en compte de ces variables par les modèles de choix modal permet notamment de préciser la compréhension des déterminants du choix de la marche et d'étoffer les outils de prévision de la demande en transport (Clifton, Kelly J., Singleton, Muhs, & Schneider, 2016a).

Toutefois, lorsque vient le moment d'intégrer toutes ces variables dans une démarche de modélisation du choix modal, le chercheur se bute à la forte corrélation de ces variables entre elles. Une telle colinéarité entre les variables explicatives peut conduire à une interprétation erronée de leur corrélation avec le phénomène à expliquer, ce qui peut invalider la démarche d'analyse (Wong et al., 2011). Afin de contourner ce problème, de nombreux chercheurs ont proposé des méthodes qui combinent diverses dimensions de l'environnement urbain en un seul indicateur composite, lequel peut être ensuite inclus dans un modèle de choix modal. Ces indicateurs composites de marchabilité permettent d'éviter les biais pouvant découler de la colinéarité des variables, tout en tirant parti du pouvoir explicatif du plus grand nombre possible de variables (Vale, Saraiva, & Pereira, 2015).

De nombreux indicateurs de marchabilité ont été proposés au fil des ans par des chercheurs ainsi que des entreprises. Vale, Saraiva et Pereira (2015) en ont recensé plus de 80 et soulignent que le nombre de manières de mesurer la marchabilité n'a d'égal que le nombre de chercheurs qui s'intéressent à la question. De plus, les variables qui composent ces indicateurs étant le plus souvent mesurées à l'échelle du quartier de résidence des individus, il n'existe aucune définition standardisée de ce qui constitue un quartier aux fins de la mesure de la marchabilité (Wong et al., 2011). Les méthodes pour combiner les variables au sein des indicateurs varient également, allant de la simple addition à des méthodes de classification automatique plus complexes (Manaugh & El-Geneidy, 2011; Singleton, Schneider, Muhs, & Clifton, 2014).

1.2 Objectifs

L'objectif principal de ce projet est de mieux comprendre les interactions entre la forme urbaine et la pratique de la marche. Différents indicateurs de marchabilité issus de la littérature scientifique sont mobilisés afin de représenter la forme urbaine dans une démarche de modélisation du choix modal. Ces indicateurs sont adaptés au contexte de la région métropolitaine de Montréal. Une attention particulière est portée à la construction de ces indicateurs afin de bien saisir l'effet qu'ont les choix méthodologiques sur leur capacité à expliquer la pratique de la marche en milieu urbain.

Les objectifs spécifiques poursuivis par cette démarche sont les suivants :

1. Identifier les variables ayant une incidence sur les comportements individuels de mobilité, notamment le recours aux modes actifs et alternatifs;
2. Recenser les mesures de la marchabilité proposées par la recherche en transport, en urbanisme et en santé publique;
3. Effectuer des tests de sensibilité sur un indicateur sélectionné, le *Pedestrian Index of the Environment* (Singleton et al., 2014), afin d'approfondir la connaissance des enjeux méthodologiques soulevés par les indicateurs de marchabilité;
4. Valider le pouvoir explicatif de cet indicateur à l'aide d'une démarche comparative incluant d'autres indicateurs de marchabilité;
5. Contribuer à la connaissance sur les liens entre la forme urbaine et la pratique de la marche à l'aide d'une démarche de modélisation du choix modal.

1.3 Structure du mémoire

Ce mémoire compte huit chapitres. Le présent chapitre offre une introduction et permet de cadrer la démarche de recherche et les objectifs du projet. Le deuxième chapitre consiste en une revue de la littérature scientifique relative à la marchabilité afin de présenter l'état des connaissances et de mettre en relief les différents enjeux traités par le projet.

Le troisième chapitre présente la méthodologie suivie au cours du projet de recherche. Les données utilisées y sont décrites, ainsi que la démarche de construction d'une base de données de variables de voisinage et de déplacements.

Le quatrième chapitre prend la forme d'une analyse descriptive de la pratique de la marche sur le territoire de l'étude de cas, c'est-à-dire la région métropolitaine de Montréal. Cela permet d'asseoir le contexte du projet et de mieux saisir la nature des comportements de mobilité tels que pratiqués sur le territoire montréalais.

Le cinquième chapitre couvre le transfert d'un indicateur de marchabilité, le PIE, à la région de Montréal. Divers tests de sensibilité y sont réalisés afin d'étudier la variabilité de la représentation de l'environnement urbain selon les paramètres employés.

Le sixième chapitre présente l'élaboration d'un modèle de choix modal appliqué à la marche et s'attarde à la contribution du PIE à l'amélioration du pouvoir explicatif et prédictif des modèles. Différents bassins de déplacements sont employés afin de préciser le lien entre environnement urbain et pratique de la marche.

Le septième chapitre poursuit la démarche de modélisation en étudiant l'effet de la variation de l'unité spatiale du PIE sur la performance des modèles de choix modal. Le pouvoir explicatif et prédictif du PIE est également comparé à d'autres mesures issues de la littérature, à savoir le *Walkability Index* (Frank et al., 2006; Frank et al., 2010), l'Indice de potentiel piétonnier (Institut national de santé publique du Québec, 2013) et le *Neighborhood Destination Accessibility Index* (Witten, Pearce, & Day, 2011).

Le huitième chapitre constitue la conclusion et contient les recommandations issues du projet ainsi qu'une revue des limites de la méthode et des principales perspectives d'application et de recherche.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Dans le monde de la recherche en transport, l'intérêt porté au lien entre forme urbaine et comportements de mobilité, particulièrement en ce qui a trait aux déplacements actifs, a connu un regain d'intérêt au tournant du millénaire. À cette époque, Handy, Boarnet, Ewing et Killingsworth (2002) soulignaient le grand besoin, au sein du milieu académique, de développer une connaissance plus fine de ces interactions, d'explorer des modèles alternatifs aux modèles économétriques classiques et de récolter davantage de données sur les comportements des piétons. Dans les années suivantes, ces domaines de recherche ont fait l'objet d'une effervescence qui a grandement enrichi la littérature portant sur l'impact de la forme urbaine sur le transport actif. En plus d'étudier l'effet distinct de plusieurs variables, certains chercheurs ont tenté d'élaborer des indicateurs regroupant plusieurs variables afin d'offrir un portrait rapide de la marchabilité d'un voisinage.

Les objectifs de la présente revue de littérature sont au nombre de quatre. Tout d'abord, une définition opérationnelle de la notion de marchabilité est proposée afin de fournir une assise théorique à la présente démarche de recherche. Ensuite, il s'agit de relever les variables qui ont été identifiées comme étant corrélées à la pratique de la marche en milieu urbain parmi les recherches effectuées depuis le tournant du millénaire. Une attention plus particulière est par la suite portée aux différents indicateurs composites de marchabilité qui ont été développés par les chercheurs et les acteurs privés au cours des dernières années. Finalement, les défis méthodologiques inhérents à la modélisation des interactions entre les variables de voisinage et les comportements de mobilité sont abordés.

2.1 La marchabilité

Le terme « marchabilité », une traduction française du terme « *walkability* », apparaît dans la recherche en transport vers la fin des années 1990 (chez Zhang, Shen et Sussman (1999), par exemple). Cette notion de marchabilité recouvre plusieurs concepts qui ont tous en commun de décrire « *the quality of the built environment, as it relates to the experience of walking* »¹, comme la définissent Koschinsky, Talen, Alfonzo et Lee (2016). Toutefois, l'échelle à laquelle cette qualité

¹ « la qualité de l'environnement bâti dans le contexte de l'expérience piétonne » [traduction libre]

de l'environnement bâti est mesurée varie selon les auteurs. Deux définitions principales émergent de la littérature : la marchabilité décrirait, selon les uns, la qualité de l'environnement physique immédiat du piéton, ou encore, selon les autres, la capacité d'un milieu de vie à offrir des opportunités accessibles à pied. On pourrait donc parler de la marchabilité comme de l'expérience piétonne offerte par un milieu urbain ou comme du potentiel piétonnier de ce milieu.

2.1.1 La marchabilité comme expérience piétonne

À l'échelle la plus fine, la marchabilité consiste en un ensemble de caractéristiques perceptibles par le piéton lorsqu'il se déplace. Raulin, Lord et Negron-Poblete (2016), par exemple, affirment que « la marchabilité d'un lieu s'évalue à travers la qualité de son environnement physique » et que l'analyse de celle-ci « doit être effectuée à l'échelle du marcheur, à une échelle relativement fine et détaillée ». Koschinsky et al. (2016) relèvent dans la littérature une série d'éléments à l'échelle du piéton qui sont considérés par divers auteurs comme participant de la marchabilité d'un lieu : les conditions de la chaussée, le sentiment de sécurité, le confort des parcours piétons, les qualités esthétiques et l'échelle humaine des façades, la présence d'arbres en bordure du trottoir, la présence de fenêtres au rez-de-chaussée, etc.

Ces variables, bien que mises de l'avant par les disciplines de l'urbanisme et du design urbain – Gehl (2012), par exemple, y fait abondamment référence –, sont difficiles à observer de manière systématique. De nombreux audits de terrain ont été développés au fil des ans (Clifton, Kelly J., Livi Smith, & Rodriguez, 2007; Millstein et al., 2013; Raulin et al., 2016, par exemple), mais ceux-ci impliquent toutefois une collecte de données réalisée *in situ* par une équipe de recherche, ce qui rend les données obtenues sujettes au biais de l'observateur (Maghelal & Capp, 2011). De surcroît, leur application à la totalité d'un territoire métropolitain, à des fins d'aménagement du territoire ou de planification des transports, par exemple, est irréaliste en raison des coûts engendrés et du temps requis pour mener à bien une telle démarche. Leur potentiel d'intégration à des outils de simulation de scénarios, pour évaluer la marchabilité d'un nouveau développement afin d'appuyer les processus de planification, par exemple, est également très limité (Parks & Schofer, 2006).

2.1.2 La marchabilité comme potentiel piétonnier

La marchabilité peut également être associée au potentiel piétonnier d'un milieu, c'est-à-dire à la manière dont celui-ci est organisé pour permettre aux individus d'y effectuer des déplacements à

pied. Ce potentiel piétonnier, aussi appelé « accessibilité piétonne » par certains auteurs (Raulin et al., 2016; Vale et al., 2015), est généralement associé au nombre d'opportunités présentes dans le milieu étudié ainsi qu'à la manière dont l'environnement urbain est structuré pour faciliter l'accès à ces opportunités. Ce potentiel piétonnier est souvent mesuré en utilisant des variables relatives à la forme urbaine telle que décrite par Ewing et Cervero (2010) sous la forme des 5 D :

1. Densité d'occupation;
2. Diversité des usages;
3. Design du quartier;
4. Distance d'accès au transport collectif;
5. Destinations accessibles.

Ces variables (examinées en détail à la section 2.2.4.2 ci-dessous) se mesurent à une échelle plus large que les variables relatives à l'expérience piétonne. Leur mesure est ainsi possible à l'aide du nombre croissant de grands ensembles de données collectés par les pouvoirs publics. Cela permet de mesurer la marchabilité de manière systématique à l'échelle d'une région métropolitaine ou même d'une province (Institut national de santé publique du Québec, 2009; Saelens, Sallis, & Frank, 2003).

2.1.3 Définition opérationnelle de la marchabilité

Évidemment, ces deux notions ne sont pas incompatibles et plusieurs auteurs les combinent afin d'englober l'entièreté de l'expérience piétonne. Toutefois, la complexité des mesures basées sur l'expérience piétonne restreint leur potentiel à l'échelle locale. Si elles n'en demeurent pas moins des outils indispensables pour interpréter l'environnement urbain dans le cadre de projets ciblés, ces mesures ne peuvent aisément être employées pour modéliser le choix de la marche en tenant compte de la diversité des milieux urbains présents dans une région métropolitaine. Pour ces raisons, le présent mémoire traitera de la marchabilité comme potentiel piétonnier et se concentrera sur les variables qu'il est possible de mesurer de manière systématique à grande échelle.

2.2 Les variables corrélées avec la pratique de la marche

Le choix du mode employé pour effectuer un déplacement est une opération complexe qu'effectuent les individus – que l'on suppose, dans le cadre d'une démarche de modélisation du choix modal, pleinement informés des options qui s'offrent à eux ainsi que du coût généralisé de ces options – avant chaque déplacement. Dans les modèles classiques de prévision de la demande en transport, ce choix est modélisé selon trois groupes de variables que l'on considère comme des facteurs déterminants de l'opération : « l'offre de transport, les caractéristiques du déplacement et les caractéristiques de l'individu ou du ménage » (Bonnell, 2002).

La recherche a toutefois démontré que les variables qui caractérisent la forme urbaine ont également une influence sur le choix du mode emprunté (Ewing & Cervero, 2001, 2010). Ces variables peuvent être mesurées à différentes échelles, de l'agglomération urbaine dans son ensemble au voisinage des individus et des ménages.

Ces quatre dimensions – les variables associées à l'individu et au ménage, au déplacement, à l'offre de transport ainsi qu'à l'environnement urbain – serviront de squelette à la présente section. Une attention particulière sera portée aux variables qui offrent un potentiel d'inclusion dans une démarche de modélisation appliquée au contexte montréalais.

2.2.1 Variables individuelles et du ménage

Il est établi depuis longtemps que les variables relatives qui caractérisent les individus et les ménages ont un impact majeur sur les comportements de mobilité (Bonnell, 2002). Par exemple, les personnes âgées ont moins tendance à choisir la marche pour se déplacer que les personnes dans la force de l'âge. Différentes caractéristiques des déplacements ainsi que de l'environnement urbain peuvent également être perçues différemment selon l'âge ou le genre d'un individu, par exemple, modérant le lien entre ces variables et la pratique de la marche chez ce dernier (Kerr, Frank, Sallis, & Chapman, 2007). C'est pourquoi il est important de tenir compte de l'effet de ces variables dans toute démarche de modélisation des déplacements.

2.2.1.1 Variables relatives à l'individu

Âge

La marche est un mode de déplacement qui implique un effort physique ainsi qu'une certaine vulnérabilité par rapport aux véhicules motorisés. La tolérance au risque ainsi que la forme physique étant des facteurs qui subissent une forte variabilité à travers les différentes étapes de la vie d'un individu, l'âge d'un individu a une influence importante sur sa décision de marcher pour réaliser un déplacement (Sicotte, 2014).

Dans la région de Montréal, par exemple, on observe une variation dans la part modale de la marche selon l'âge des individus pour les déplacements courts. Les adolescents, trop jeunes pour posséder un permis de conduire, sont très nombreux à effectuer leurs déplacements à pied. Au contraire, les personnes âgées constituent le groupe d'âge qui se déplace le moins à pied, souvent pour des raisons liées à leur santé (Morency, Paez, Roorda, Mercado, & Farber, 2011).

Genre

Tel que souligné par Martel Poliquin (2012), il est délicat de traiter du rôle du genre d'un individu dans le contexte du choix modal. En effet, si les comportements de mobilité des hommes et des femmes sont encore aujourd'hui différents, cela peut être attribué aux rôles sociaux endossés par les individus plutôt qu'aux caractéristiques intrinsèques à chaque genre. Alors que la majorité des publications issues de la recherche en transport utilisent le genre des individus comme variable de contrôle, le sujet est rarement exploré en profondeur. On relève toutefois que les femmes semblent être plus sensibles, dans le choix du mode de transport emprunté, au sentiment de sécurité que celui-ci procure (Vaughn, 2011) ainsi qu'à sa capacité à permettre des chaînes de déplacement complexes en raison des rôles encore très traditionnels assumés par les femmes, même dans un contexte occidental (Murakami, Rosenbloom, Plessis-Fraissard, Giuliano, & Schweitzer, 2010). Le genre pourrait également avoir un rôle modérateur sur le lien entre l'environnement urbain et les choix de mobilité. En effet, les femmes accorderaient plus d'importance à la structure de l'environnement urbain lorsqu'elles choisissent la marche pour effectuer un déplacement (Gallagher, Clarke, & Gretebeck, 2014; Kerr et al., 2007).

Statut

Le statut, ou occupation principale, d'un individu peut influencer fortement ses choix de mobilité. En effet, un travailleur, un étudiant et un retraité n'ont pas les mêmes besoins en matière de déplacements. Toutefois, peu de recherches ont exploré ce lien directement. Le statut des individus est plutôt utilisé pour étudier un sous-ensemble de la population, tel que les travailleurs (Craig, Brownson, Cragg, & Dunn, 2002; Manaugh, Miranda-Moreno, & El-Geneidy, 2010) ou les étudiants (Mitra, Buliung, & Roorda, 2010; Noland, Park, Von Hagen, & Chatman, 2014). Par ailleurs, le statut est souvent associé à l'âge de l'individu (Martel Poliquin, 2012).

2.2.1.2 Variables relatives au ménage

Revenu

Les comportements de mobilité varient de manière assez drastique selon le revenu du ménage. En effet, les individus appartenant à des ménages moins favorisés ont tendance à effectuer plus de déplacements à pied, tous motifs confondus, que les individus dont le revenu familial est élevé, ces derniers ayant accès à davantage de moyens de transport et jouissant typiquement d'un accès accru à l'automobile individuelle (Agrawal & Schimek, 2007). Dans la région de Montréal, par exemple, les ménages gagnant moins de 20 000 \$ par année ont la part modale de la marche la plus élevée (40 %) pour effectuer un déplacement de 1,6 km ou moins, tandis que les ménages gagnant plus de 100 000 \$ par année marchent deux fois moins (20 % de part modale) pour ce type de déplacement (Morency, Trépanier, Tremblay, & Martel Poliquin, 2011).

Toutefois, l'interaction entre le revenu et l'environnement urbain lors du choix modal est plus difficile à cerner. En effet, certaines recherches semblent suggérer que l'effet de l'environnement urbain sur la pratique de la marche se fait davantage sentir chez les ménages à faible revenu (Hearst et al., 2013; Zhu & Chen, 2016), d'autres chez les ménages plus fortunés (Kerr et al., 2007), tandis que certains relèvent un effet uniforme, peu importe le revenu (Winters et al., 2015).

Accès à une automobile

Le taux d'accès à une automobile est un facteur déterminant du choix modal puisqu'il contribue à restreindre les options considérées par l'individu. En effet, un individu n'ayant pas accès à une automobile voit son choix restreint aux divers modes de transport actif et collectif pour accomplir

un déplacement. Un individu ayant un accès illimité à une automobile est porté à l'utiliser pour effectuer l'ensemble de ses déplacements, éliminant à toutes fins pratiques l'opération de choix modal telle que décrite par les modèles économétriques (Bonnell, 2002; Morency, Trépanier, et al., 2011; Schatzadeh, Noland, & Weiner, 2011).

L'accès à l'automobile n'est par ailleurs pas équivalent à la motorisation, plusieurs individus se voyant plutôt contraints de partager une voiture entre plusieurs membres du même ménage. Par exemple, un couple avec deux enfants d'âge adulte, chacun possédant un permis de conduire, pourrait ne posséder qu'une seule automobile. Cela rendrait ainsi nécessaire une négociation entre les quatre individus, incidemment dotés d'un taux d'accès à l'automobile de 25 %, afin d'y avoir accès. Cet accès partiel rend plus probable le choix d'un autre mode pour la majorité des membres du ménage (Joly, Morency, & Bonnell, 2009).

Structure du ménage

Le nombre de membres d'un ménage structure fortement les comportements de mobilité de ses membres. Un ménage comptant plus de deux personnes comprend typiquement des enfants, ce qui implique un ensemble de contraintes quant aux modes qu'il est possible de choisir selon l'âge des enfants et les activités du ménage. Le véhicule personnel est souvent une alternative offrant plus de flexibilité aux parents qui doivent aller reconduire leurs enfants à l'école ou transporter de grandes quantités de biens de consommation pour subvenir aux besoins d'une famille (Saelens et al., 2003).

Possession d'un chien

La présence d'un chien dans un ménage, quoique peu mesurée dans le cadre des enquêtes canadiennes sur la mobilité, a un effet déterminant sur la pratique de la marche. En effet, dans le cadre de la promenade régulière de leur animal de compagnie, les individus appartenant à un ménage qui possède un chien effectuent davantage de déplacements à pied au cours d'une semaine que ceux qui n'en possèdent pas (Schatzadeh et al., 2011).

2.2.2 Variables associées au déplacement

Contrairement aux modes motorisés, la marche est un moyen de transport qui comporte plusieurs contraintes et qui n'est pas adapté à plusieurs types de déplacement. Par exemple, l'univers du

choix modal englobant la marche, c'est-à-dire l'ensemble des déplacements pour lesquels la marche est un choix plausible, est plus réduit que celui de l'automobile (Martel Poliquin, 2012). Plusieurs caractéristiques d'un déplacement peuvent ainsi influencer le choix de la marche pour effectuer ledit déplacement.

2.2.2.1 Longueur du déplacement

La distance à parcourir pour effectuer un déplacement a une grande importance dans le choix modal et peut, si elle est trop grande, avoir un effet dissuasif sur la pratique de la marche. Dans une revue de différentes études sur le choix de la marche chez les jeunes pour se rendre à l'école, Panter, Jones et van Sluijs (2008) observent que la distance est une variable significative dans tous les articles recensés sur le sujet. L'effet dissuasif de la distance est d'ailleurs plus grand pour la marche que pour le vélo, soulignant une des différences majeures entre ces deux modes souvent amalgamés dans la catégorie des modes actifs. Les résultats d'une enquête menée par Agrawal, Schlossberg et Irvin (2008) chez les passagers du train de banlieue en Oregon et en Californie démontrent, pour leur part, que le facteur le plus important dans le choix d'un itinéraire piétonnier est la longueur du déplacement.

Dans la région de Montréal, on a pu observer que la probabilité de réaliser un déplacement décroît rapidement avec l'augmentation de la distance à parcourir. En effet, un individu a environ 4 fois plus de chances (un rapport de cote de 4,25) de choisir la marche si son déplacement mesure entre 400 et 800 mètres et plus de 8 fois plus de chances (un rapport de cote de 8,41) s'il mesure moins de 400 mètres, par rapport à un déplacement de référence de plus de 1,2 kilomètre (Morency, Trépanier, et al., 2011).

2.2.2.2 Motif

Au cours d'une semaine typique, un individu se déplace pour plusieurs raisons, ou motifs, différents et chacun de ces motifs distincts implique des besoins différents en termes de mobilité. Par exemple, un déplacement vers le travail est souvent inscrit dans un horaire strict, tandis qu'un déplacement effectué pour le loisir est moins limité par ce genre de considérations. Un déplacement pour faire les courses, quant à lui, implique souvent de ramener des paquets encombrants, ce qui peut être plus compliqué à réaliser à pied. C'est pourquoi Ozbil (2010) observe que le motif influence le choix de la marche lorsqu'on désagrège les déplacements en fonction de cette variable.

Différentes mesures de la marchabilité de l'environnement urbain, telles que présentées à la section 2.3 ci-dessous, sont également corrélées de manière variable aux comportements de mobilité active selon le motif du déplacement (Forsyth, Oakes, Schmitz, & Hearst, 2007; Manaugh & El-Geneidy, 2011). Koohsari et al. (2014) relèvent aussi que le lien entre environnement bâti et pratique de la marche serait seulement significatif pour les déplacements utilitaires, alors que les déplacements de loisirs répondraient plutôt à des raisons personnelles.

2.2.2.3 Structure de la chaîne de déplacements

Une chaîne de déplacements peut être définie comme la séquence de déplacements effectués par un individu entre le moment où celui-ci quitte son domicile et le moment où il y revient au cours de la période d'enquête (Primerano, Taylor, Pitaksringkarn, & Tisato, 2008). Selon une typologie élaborée par Valiquette (2010), il existe trois catégories de chaînes de déplacements :

1. Les chaînes simples (**domicile** → activité 1 → **domicile**);
2. Les chaînes complexes (**domicile** → activité 1 → ... → activité n → **domicile**);
3. Les chaînes ouvertes (**domicile** → activité 1 → ... → activité n).

Le choix modal d'un déplacement inscrit dans une chaîne de déplacements peut donc être dépendant du mode emprunté pour effectuer les déplacements précédents, selon que ces modes sont avec ancrage² ou sans ancrage³. La prise en compte des chaînes de déplacements dans la modélisation du choix modal contribue à améliorer de manière significative la précision des modèles (Sicotte, 2014).

2.2.3 Variables associées à l'offre de transport

L'offre de transport, dans le cas de la marche, peut être considérée comme l'ensemble de l'infrastructure accessible aux piétons : trottoirs, sentiers pédestres, passages cloutés, rues piétonnes, zones de rencontre et ainsi de suite (Saelens & Handy, 2008). Plusieurs caractéristiques de cette offre ont été corrélées à la pratique de la marche, mais celles-ci sont souvent difficiles à

² Modes nécessitant de déposer et de récupérer son véhicule au même endroit, comme l'automobile privée.

³ Modes n'impliquant aucun véhicule à récupérer à un endroit fixe, comme la marche ou le transport collectif.

mesurer puisqu'elles sont perçues à une échelle très fine – la qualité des trottoirs, l'ombre fournie par les arbres ou la présence de mobilier urbain, par exemple – et nécessitent souvent une approche basée sur un audit réalisé sur le terrain (Vale et al., 2015). C'est pourquoi cette catégorie de variables n'est pas explorée de manière plus approfondie dans la présente démarche de recherche.

2.2.4 Les variables reliées à l'environnement urbain

2.2.4.1 Variables agrégées et variables indirectes

Les premières recherches contemporaines au sujet du lien entre la forme urbaine et les comportements de mobilité devaient composer avec des sources de données limitées pour représenter l'environnement urbain. Ces recherches employaient des données agrégées, souvent à l'échelle de la ville ou de la région métropolitaine (Handy, 1996), ou encore des mesures indirectes telles que la distance d'un secteur donné par rapport au centre-ville ou encore l'année de construction moyenne des bâtiments de ce secteur (Ewing & Cervero, 2001). Dans la région métropolitaine de Montréal, par exemple, on constate une relation inverse entre la part modale de la marche dans un secteur donné et la distance de ce secteur par rapport au centre-ville de l'agglomération (Morency, Trépanier, et al., 2011).

Ces variables mettent en relief l'opposition qui existe entre les quartiers traditionnels, plus denses, et les quartiers issus de l'expansion urbaine post-Deuxième Guerre mondiale, moins denses. Si cette compréhension globale permet de guider la planification à l'échelle métropolitaine, elle obscurcit toutefois une multitude d'aspects qui influencent plus directement les choix de mobilité à l'échelle locale (Ewing & Cervero, 2001).

2.2.4.2 Variables de voisinage

Avec l'apparition d'un nombre croissant de grands ensembles de données portant sur les différentes facettes de l'environnement urbain, il est devenu possible pour les chercheurs de caractériser les voisinages urbains par rapport à diverses variables. Ces variables sont présentées ici en suivant la classification des 5 D décrite plus haut (Ewing & Cervero, 2010).

Densité

Les variables regroupées au sein de la catégorie « densité » sont les variables les plus populaires dans la recherche étant donné leur facilité de mise en œuvre (Ewing & Cervero, 2010; Forsyth et

al., 2007). En effet, il est possible de calculer une densité de population ou de logements aisément à partir d'une base de données à grande diffusion comme le Recensement de la population. Ces variables sont généralement calculées de la manière suivante :

$$\frac{\text{nombre d'unités (habitants ou logements)}}{\text{superficie de la zone d'étude}}$$

(Forsyth, Hearst, Oakes, & Schmitz, 2008)

La densité de population prend en considération le nombre de résidents d'un secteur donné, tandis que la densité résidentielle tient compte du nombre de logements. On peut calculer une densité brute, c'est-à-dire en employant comme dénominateur la superficie totale du secteur visé, ou la densité nette, en utilisant seulement la superficie des zones résidentielles (Frank et al., 2006). Certains auteurs étudient également la densité d'emplois présents dans un secteur donné, ou encore une densité combinée d'emplois et d'habitants qui forme une densité d'activités (Singleton et al., 2014).

Une densité de population ou de logements plus importante étant généralement associée à une plus grande part modale des transports actifs (Chen, Gong, & Paaswell, 2007; Ewing & Cervero, 2001, 2010), cette mesure est souvent employée par les pouvoirs publics comme critère de planification. Dans la région montréalaise, par exemple, le Plan métropolitain d'aménagement et de développement (Communauté métropolitaine de Montréal, 2012) fixe des cibles de densité résidentielle à respecter pour les nouveaux développements résidentiels, dans l'intention de favoriser la création de milieux de vie moins dépendants à l'automobile.

Forsyth, Oakes, Schmitz, & Hearst (2007) soulignent toutefois que l'utilisation de la densité comme seule variable explicative reliée à l'environnement bâti peut masquer le rôle d'autres facteurs déterminants et minimiser la contribution perçue de ces derniers au choix modal.

Diversité

La notion de diversité de l'environnement urbain représente la mixité des fonctions et des usages du sol que l'on retrouve au sein d'un secteur donné. Plus un voisinage est mixte – c'est-à-dire qu'il offre, par exemple, autant des lieux de résidence que des lieux d'emploi, de loisir ou de magasinage –, plus celui-ci est à même d'encourager des déplacements courts à l'aide des modes actifs (Chen et al., 2007; Schneider, 2013).

La mixité fonctionnelle d'un voisinage est toutefois complexe à mesurer. On retrouve dans la littérature à la fois des ratios d'équilibre entre les fonctions résidentielle et d'emploi, calculés comme suit :

$$R = \frac{\text{nombre d'emplois}}{\text{nombre de résidences ou d'habitants}}$$

(Ewing & Cervero, 2010)

et des mesures plus complexes telles que l'indice d'entropie, issu du domaine de l'écologie (Frank et al., 2006). Celui-ci est calculé comme suit :

$$E_j = - \sum_{i=1}^n \frac{\left[\frac{P_{ij}}{P_j} / \ln \left(\frac{P_{ij}}{P_j} \right) \right]}{\ln(n)}$$

où n représente le nombre d'utilisations du sol considérées, P_{ij} représente la superficie de l'usage i dans la zone j et P_j la superficie totale des zones d'utilisation du sol 1 à n dans la zone j . Normalisée entre 0 et 1, cette mesure indique une zone monofonctionnelle lorsqu'elle prend une valeur de 0 et une zone parfaitement mixte lorsqu'elle prend une valeur de 1 (Manaugh & Kreider, 2013).

Design

Le design du réseau accessible aux piétons est un facteur important dans le choix du mode de transport, particulièrement en ce qui concerne le transport actif. En effet, un réseau routier offrant une forte connectivité et des parcours directs entre l'origine et la destination encouragent les déplacements à pied, contrairement à un réseau tortueux où de nombreux détours sont nécessaires et rallongent la distance à parcourir (Morency, Trépanier, et al., 2011).

On peut caractériser le design d'un voisinage en fonction de plusieurs critères. La mesure la plus répandue est celle de la connectivité, c'est-à-dire du nombre de points de connexion entre les différents segments composant le réseau accessible aux piétons. Celle-ci peut être calculée à l'aide du nombre d'intersections codifiées dans un réseau, ou encore de manière indirecte en mesurant la taille des îlots urbains – des îlots plus larges indiquent une connectivité moindre puisque la fréquence des intersections est réduite (Kim, Park, & Lee, 2014; Koohsari et al., 2014; Leslie, Cerin, duToit, Owen, & Bauman, 2007).

La tortuosité du réseau, c'est-à-dire l'importance du détour moyen nécessaire pour accéder à tous les points dans un rayon donné par rapport à la distance à vol d'oiseau, se mesure de la manière suivante :

$$T_j = \frac{\left(\sum_{i=1}^n \frac{\text{distance sur le réseau routier}_{i \leftrightarrow j}}{\text{distance à vol d'oiseau}_{i \leftrightarrow j}} \right)}{n}$$

(Porta & Renne, 2005)

où n représente le nombre de destinations i accessibles depuis le point de mesure j dans un rayon donné.

Distance d'accès au transport collectif

Ewing et Cervero (2010) comptent l'accès au transport collectif parmi les variables qui influencent les comportements de transport. Si elle n'est pas reliée directement à la décision de marcher pour effectuer un déplacement, exception faite des déplacements d'accès au transport collectif réalisés à pied, l'accessibilité au transport collectif a toutefois un effet sur les habitudes de déplacement. En effet, une meilleure offre de transport collectif encourage une plus grande utilisation de ce mode (Martel Poliquin, 2012). Les individus qui utilisent le transport collectif sont par la suite plus enclins à considérer l'ensemble des modes avant de faire un choix pour se déplacer, ce qui favorise le choix de la marche pour les déplacements courts (Bonnell, 2002). De plus, les sociétés de transport ont davantage tendance à localiser leurs arrêts dans des milieux où l'accès à pied est aisé (Singleton et al., 2014).

La qualité de la desserte en transport collectif d'un voisinage est mesurée de deux manières dans la littérature : en termes de distance à l'arrêt de transport collectif le plus près (Ewing & Cervero, 2010) ou en termes de passages-arrêts, une mesure de fréquence PA_{ij} dans un intervalle donné calculée comme suit :

$$PA_{ij} = \sum_{x=1}^n \left(\sum_i^j P_x \right)$$

(Godin, 2012)

où n représente le nombre d'arrêts dans la zone visée, i la limite inférieure d'un intervalle de temps donné, j la limite supérieure de cet intervalle et P_x le nombre de passages à l'arrêt x .

Destinations accessibles

La concentration de commerces et de services de proximité dans un voisinage – les « destinations », selon Ewing et Cervero (2010) – favorise la pratique de la marche chez ses habitants puisque ceux-ci n'ont pas besoin d'un véhicule motorisé pour subvenir à leurs besoins quotidiens. Bien que le panier de commerces et de services varie selon les chercheurs qui se sont attardés à cette dimension de l'environnement urbain, une corrélation positive claire émerge de la littérature entre l'accessibilité aux destinations et la pratique de la marche en milieu urbain (Berke, Koepsell, Moudon, Hoskins, & Larson, 2007; Krizek & Johnson 2006; Moudon et al., 2006; Witten et al., 2011).

Il est intéressant de noter que la présence de commerces et de services n'est pas systématiquement synonyme d'une marchabilité accrue. Des équipements de grande échelle, tels qu'un parc de bureaux ou un centre commercial périurbain, sont plutôt associés à une pratique de la marche plus faible à destination de ces lieux en raison de leur faible mixité d'usage et des longues distances à parcourir en leur sein (Berke et al., 2007; Moudon et al., 2006).

2.3 Les indicateurs composites de marchabilité

Les variables relatives à l'environnement bâti qui entretiennent un lien avec la pratique de la marche, telles que décrites à la section 2.2, ont pour particularité d'être fortement – et linéairement – corrélées entre elles. En effet, là où l'on retrouve, par exemple, une grande densité de population, il est très probable que l'on retrouve également un réseau routier bien connecté ainsi qu'une grande quantité de commerces de proximité. Ce phénomène, la colinéarité, peut compromettre l'interprétation d'un modèle explicatif qui intégrerait plusieurs de ces variables puisque l'effet de celles-ci pourrait être surestimé, sous-estimé ou carrément inversé lors de l'estimation du modèle (Wong et al., 2011). La solution à ce problème est souvent de retirer une des variables colinéaires, purement et simplement, sacrifiant ainsi son pouvoir explicatif.

Afin d'éviter le retrait des variables corrélées du modèle, de nombreux chercheurs ont développé depuis les années 1990 des méthodes permettant de combiner, au sein d'une seule variable, diverses composantes de l'environnement bâti, contournant ainsi le problème de la colinéarité (Lamiquiz &

López-Domínguez, 2015). Ces mesures, appelées « indicateurs de marchabilité », sont nombreuses et émanent de divers domaines de recherche, dont la santé publique, les études urbaines, la géographie et, évidemment, le transport. Tel que mentionné précédemment, Vale et al. (2015) en recensent d'ailleurs plus de 80 dans leur revue de littérature sur le sujet.

Ces nombreuses mesures couvrent divers aspects de l'environnement urbain, mais leur couverture est variable et dépend largement de la disponibilité des données dans le contexte de création de la mesure ainsi que des assises théoriques de la discipline d'origine de leurs créateurs. Il n'existe donc pas encore de consensus au sujet des variables qui devraient être incluses dans un indicateur cherchant à représenter un environnement urbain marchable (Lamíquiz & López-Domínguez, 2015). De plus, plusieurs de ces mesures n'ont jamais été validées avec des déplacements observés afin d'établir leur corrélation avec les comportements de mobilité active (Maghelal & Capp, 2011).

Tableau 2.1 : Variables incluses dans huit indicateurs de marchabilité sélectionnés

	<i>Walkability Index</i>	<i>Extended Walkability Index</i>	Indice de potentiel piétonnier	<i>Walk Score</i> ®	<i>Pedestrian Index of the Environment</i>	<i>Neighborhood Destination Accessibility Index</i>	<i>Walk Opportunities Index</i>	<i>Moveability Index</i>
Section	2.3.1.1	2.3.1.2	2.3.1.3	2.3.1.4	2.3.1.5	2.3.1.6	2.3.1.7	2.3.1.8
Densité résidentielle	X	X	X					X
Densité d'activités			X		X			
Densité de population								
Mixité de l'utilisation du sol	X	X	X					X
Densité d'intersections	X	X	X	X	X			X
Types d'intersections				X			X	
Réseau de transport actif					X			
Tortuosité du réseau								
Commerces et services	X			X	X	X	X	
Offre en espaces verts						X		X
Offre de transport collectif		X			X	X		X

Cette section présente une sélection d'indicateurs de marchabilité recensés dans la littérature avec l'objectif de démontrer la diversité des variables et des méthodes de combinaison employées dans leur construction. Toutes les mesures présentées plus bas, sauf lorsqu'indiqué, ont été validées par leurs créateurs avec des données de déplacements observées afin de confirmer leur lien avec la pratique de la marche. Le tableau 2.1 offre un résumé des variables incluses dans chacun des indicateurs sélectionnés.

2.3.1.1 *Walkability Index*

Le *Walkability Index* (WI) a été développé à l'origine par Frank, Schmid, Sallis, Chapman et Saelens (2005) et a depuis été repris, avec certaines variations, dans plus de 15 publications (Vale et al., 2015). Cet indicateur est, en quelque sorte, la référence en matière de mesure de la marchabilité dans le domaine de la recherche en transport. Le WI compte, dans sa formulation originale, trois dimensions : la densité, la mixité des usages et la connectivité du réseau. Dans les premières publications – Frank et al. (2005) et Frank et al. (2006) –, ces dimensions sont représentées par une densité résidentielle, un indice d'entropie et une densité d'intersections, respectivement. Selon les auteurs, un milieu dense, mixte et bien connecté correspond aux caractéristiques d'un milieu marchable.

Une version ultérieure de l'indicateur (Frank et al., 2010) intègre une quatrième variable, le mode d'occupation du sol des commerces de détail. Celle-ci est calculée comme le rapport entre la superficie de plancher des commerces de détail et leur emprise au sol. Un milieu caractérisé par des commerces de détail occupant une faible partie de leur parcelle, que l'on peut donc présumer être entourés d'espaces de stationnement, serait donc moins marchable qu'un milieu où les commerces de détail sont organisés de manière plus compacte et dense, comme sur une rue commerciale dans un quartier central.

Pour chaque unité spatiale de mesure, la cote Z de chaque variable est calculée⁴ et les trois (ou quatre) cotes Z sont additionnées pour former le score final de cette unité spatiale. Des poids

⁴ Calculée comme $\frac{(V_i - \mu)}{\sigma}$, où V_i représente la valeur de la variable V pour l'unité spatiale i , μ la moyenne de cette variable à travers l'ensemble des unités spatiales et σ l'écart-type de cette variable à travers l'ensemble des unités spatiales.

peuvent être assignés à chaque variable afin de pondérer leur apport au score de marchabilité. Par exemple, dans une version de l'indicateur (Frank et al., 2005), la cote Z de la variable représentant la mixité des usages est multipliée par six avant d'être additionnée aux autres cotes Z, alors que dans une autre version (Frank et al., 2006) on voit plutôt la connectivité du réseau routier multipliée par deux alors que les autres variables ne sont pas pondérées. Le choix de la pondération est effectué par les auteurs sans explication détaillée.

Parmi les auteurs ayant observé une corrélation entre le WI et le choix de la marche en milieu urbain, notons : Badland et al. (2009); Cerin, Leslie, Owen et Bauman (2007); Clark, Scott et Yiannakoulis (2013); Kuzmyak, Baber et Savory (2006); Manaugh et El-Geneidy (2011) ainsi que Sehatzadeh et al. (2011).

2.3.1.2 *Extended Walkability Index*

Comme son nom l'indique, l'*Extended Walkability Index* (EWI) est une version augmentée du WI. L'EWI comprend, en plus des trois dimensions du WI original mentionnées à la section précédente, une mesure d'accessibilité au transport collectif. Sa corrélation avec la pratique de la marche a été observée, chez les enfants d'âge scolaire, par Buck et al. (2014), bien que ces derniers observent une meilleure performance en termes de modélisation des comportements de transport avec la mesure qu'ils ont créée eux-mêmes (voir section 2.3.1.8 ci-dessous).

2.3.1.3 **Indice de potentiel piétonnier**

Développé par l'Institut national de santé publique du Québec (INSPQ) afin d'évaluer le potentiel de la marche à l'échelle du territoire québécois, l'Indice de potentiel piétonnier (IPP) s'inspire fortement du WI (Institut national de santé publique du Québec, 2013). L'IPP reprend les trois dimensions originales du WI – densité, mixité des usages et connectivité – et y adjoint une densité de destinations, c'est-à-dire de générateurs de déplacements reliés à l'industrie manufacturière, aux commerces, aux services, à la culture ainsi qu'aux loisirs.

Le mode de combinaison est le même que pour le WI, c'est-à-dire que les cotes Z des variables sont additionnées, sans toutefois appliquer de pondération. Seule exception de cette revue de littérature, aucune publication scientifique n'a encore établi de lien entre cette mesure de la marchabilité et le choix de la marche. Sa création en contexte québécois, à partir de sources de

données entièrement accessibles au sein du gouvernement du Québec, la rend toutefois particulièrement intéressante dans un contexte de planification sur le territoire québécois.

2.3.1.4 *Walk Score®*

Le Walk Score® (WS) est une solution commerciale développée en 2007 qui vise à mesurer la marchabilité des milieux urbains à travers le monde. Sa formulation a évolué à travers le temps et les variables qui le composent, ainsi que les pondérations précises, restent confidentielles⁵. On sait toutefois que la dimension principale du WS est l'accessibilité des commerces et services de proximité :

Scores are based on walking distance to nine amenity categories: grocery stores, restaurants, shopping places, coffee stores, banks, parks, schools, book stores, and entertainment, which are weighted (e.g. grocery stores weigh more than banks and the more amenities in the same category the less they are weighted)⁶ (Koschinsky et al., 2016).

Un seul rayon de recherche est employé pour compiler le WS, c'est-à-dire un rayon de 2,4 kilomètres (1,5 mille). Une fonction de décroissance est employée pour assigner aux opportunités un poids en fonction de leur distance sur le réseau depuis le point de mesure, les opportunités les plus éloignées recevant un poids moins élevé que les opportunités à proximité. Les scores ainsi obtenus sont ajustés à l'aide de pénalités basées sur la densité d'intersections et la longueur des îlots urbains à proximité (Koschinsky et al., 2016).

Plusieurs recherches ont démontré que le WS était un outil efficace pour expliquer la pratique de la marche en milieu urbain. Notons, parmi ces recherches, les travaux de Duncan, Aldstadt, Whalen et Melly (2012) et de Koschinsky et al. (2016), ainsi que, dans un contexte montréalais, l'étude de Manaugh et El-Geneidy (2011).

⁵ Une méthodologie sommaire est disponible sur le site web de l'entreprise (Walk Score, 2016)

⁶ « Les scores sont basés sur la distance à pied d'accès à neuf catégories d'opportunités : les épiceries, les restaurants, les magasins, les cafés, les banques, les parcs, les écoles, les librairies et les lieux de divertissement, qui sont pondérées (par exemple, les épiceries ont un plus grand poids que les banques et plus on retrouve d'opportunités au sein d'une même catégorie, moins celles-ci ont de poids). » [traduction libre]

L'absence d'une méthode de réplcation claire, corollaire de la nature commerciale de l'indicateur et des enjeux de propriété intellectuelle qui en découlent, le rend toutefois difficile sa réplcation dans un contexte de recherche. Il faut plutôt déboursier une somme importante pour acquérir un jeu de données auprès de l'entreprise.

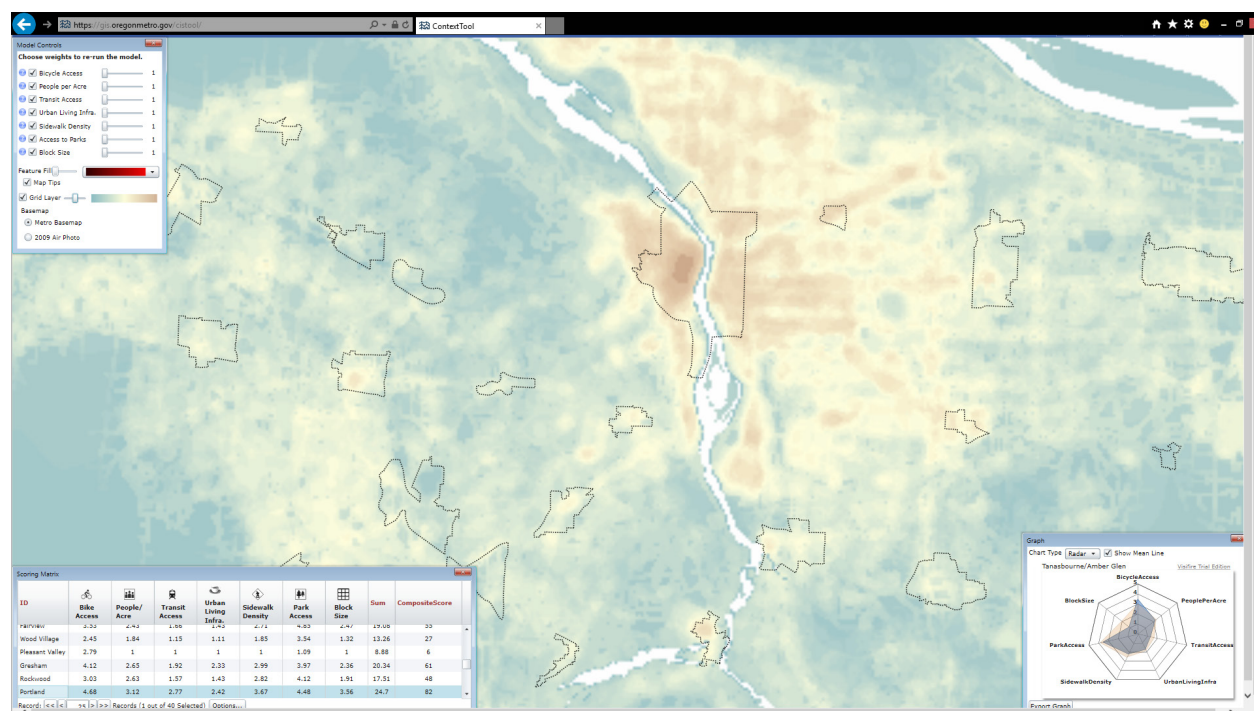


Figure 2.1 : Capture d'écran du *Context Tool* réalisée le 14 juin 2017 (Oregon Metro)

2.3.1.5 *Pedestrian Index of the Environment*

Le *Pedestrian Index of the Environment* (PIE) est un indicateur créé par les chercheurs du *Transportation Research and Education Centre* (TREC) de Portland State University. Cet indice a été développé afin de fournir une variable représentant l'environnement bâti dans un modèle de choix modal pour déplacements piétons destiné à être intégré au modèle de prévision de la demande en transport d'Oregon Metro, l'agence métropolitaine de planification des transports de la région métropolitaine de Portland, Oregon, aux États-Unis (Clifton, Kelly J., Singleton, Muhs, & Schneider, 2016b; Clifton, Kelly J, Singleton, Muhs, Schneider, & Lagerwey, 2013).

L'indicateur est basé sur six mesures de l'environnement urbain qui proviennent du *Metro Context Tool*, un outil de visualisation de données créé par Oregon Metro (voir la). Le PIE intègre le confort des infrastructures cyclables, la taille des îlots, la densité de population et d'emplois, la densité de

trottoirs, la fréquence du service de transport collectif ainsi que la densité de commerces et services de proximité. Les différentes dimensions de l'indicateur sont calculées à l'aide d'une fonction de décroissance et pondérées selon leur lien avec la pratique de la marche (Singleton et al., 2014). Le PIE est positivement corrélé à la pratique de la marche dans la région de Portland, mais n'a jamais été testé dans un autre contexte urbain.

2.3.1.6 *Neighborhood Destination Accessibility Index*

Développé en Nouvelle-Zélande, le NDAI porte une attention particulière aux commerces et services de proximité ainsi qu'aux lieux de détente et de loisir, que les auteurs nomment « destinations de voisinage ». L'indicateur est construit à partir des catégories d'opportunités suivantes : établissements scolaires, infrastructures de transport collectif, terrains de loisir, institutions culturelles, établissements alimentaires et épiceries, banques, institutions de santé ainsi que commerces divers. Au sein d'une catégorie, la majorité des opportunités ne sont comptées qu'une fois. Chaque catégorie reçoit par la suite une pondération issue d'une enquête menée par les chercheurs pour refléter son poids dans l'influence de la mesure globale sur le choix modal (Witten et al., 2011).

Le NDAI est positivement corrélé à la pratique de la marche dans le contexte néo-zélandais mais n'a jamais été testé dans un autre contexte urbain.

2.3.1.7 *Walk Opportunities Index*

Développé par Kuzmyak et al. (2006), le *Walk Opportunities Index* (WOI) est une mesure développée aux États-Unis dans la région de Baltimore, Maryland, qui s'attarde uniquement aux commerces et aux services de proximité. Un ensemble d'opportunités est comptabilisé autour du point de recherche, chaque opportunité étant pondérée par son utilité – selon un facteur de pondération développé par les chercheurs –, sa taille ainsi que sa facilité d'accès – une variable qui tient compte de la distance à parcourir ainsi que de la topographie et du nombre d'intersections à franchir.

La corrélation entre le WOI et la pratique de la marche a été confirmée dans la région de Baltimore ainsi que dans l'agglomération de Montréal (Manaugh & El-Geneidy, 2011).

2.3.1.8 *Moveability Index*

Le *Moveability Index* (MI) est développé par Buck et al. (2011) pour étudier l'effet de l'environnement urbain sur le choix de la marche chez les enfants d'âge scolaire et préscolaire dans la région de Delmenhorst, en Allemagne. Après avoir testé différentes configurations de la mesure et en avoir comparé la performance à une mesure établie dans la littérature, l'*Extended Walkability Index* (voir section 2.3.1.2), les auteurs définissent la formulation de l'indicateur comme suit : « *the unweighted sum of standardized z-scores of residential density, public transit density, intersections density, and density of recreational facilities*⁷ » (Buck et al., 2014). Une version de l'indicateur adaptée au contexte danois montre également une corrélation entre le MI et la pratique de la marche (Schipperijn, Ejstrud, & Troelsen, 2013).

2.4 Les enjeux méthodologiques de la modélisation des déplacements à pied

La littérature relève plusieurs enjeux qui peuvent complexifier la modélisation des interactions entre variables de voisinage et déplacements à pied. Certains de ces enjeux sont liés à la nature même des données de mobilité collectées par le biais d'enquêtes tandis que d'autres concernent les méthodes de mesure des variables de voisinage. Cette section propose un bref survol des principaux enjeux soulevés par la littérature récente sur le sujet.

2.4.1.1 La mesure de la marche dans les enquêtes de mobilité

Les enquêtes de type Origine-Destination⁸ ont tendance à sous-estimer la pratique de la marche chez les répondants. Tout d'abord, un déplacement n'est enregistré comme étant réalisé à pied que si la marche est le seul mode de transport employé de l'origine à la destination (Secrétariat à l'enquête Origine-Destination, 2013). Cela implique que les déplacements d'accès aux autres

⁷ « la somme non pondérée des cotes Z normalisées de la densité résidentielle, de la densité de service de transport collectif, de la densité d'intersections et de la densité d'installations de loisir » [Notre traduction]

⁸ Consulter la section 3.2.2.1 pour plus de détails sur la structure de l'Enquête Origine-Destination 2013 de Montréal, qui constitue la base de données principale sur laquelle s'appuie la présente démarche.

modes – pour se rendre à la gare de train de banlieue depuis le domicile, par exemple – ne sont pas comptabilisés en tant que déplacements à pied.

De plus, les enquêtes téléphoniques, comme l'enquête Origine-Destination, où le répondant doit relater *a posteriori* les déplacements réalisés par lui-même et l'ensemble des membres de son ménage, ont pour effet de diminuer le niveau de détail des informations recueillies. En raison du fardeau imposé au répondant et de sa connaissance imparfaite des allées et venues des autres membres de son ménage, le nombre de déplacements courts et la complexité des chaînes de déplacements sont souvent sous-estimés (El-Geneidy & Cerdá, 2012).

Il en va de même pour le calcul des itinéraires piétons. Aucune information n'est recueillie dans les enquêtes traditionnelles sur les parcours empruntés par les individus qui réalisent des déplacements à pied. Cela a pour effet de contraindre les chercheurs à effectuer des simulations à l'aide d'algorithmes de plus court chemin. Le résultat de ces algorithmes est toutefois peu sensible au contexte urbain et dépend largement des réseaux modélisés qui leur sont soumis, introduisant une incertitude quant à l'itinéraire obtenu (Zielstra & Hochmair, 2012).

2.4.1.2 L'unité spatiale de mesure des variables de voisinage

La mesure d'une variable de voisinage nécessite une définition préalable de la notion de voisinage. Il n'existe cependant aucune définition standardisée de cette notion et les unités de mesure varient selon le cas d'étude et la disponibilité des données. Plusieurs chercheurs, par exemple, utilisent des découpages statistiques et administratifs – secteurs de recensement ou aires de diffusion, par exemple – comme unité spatiale de base, associant à chacune de ces unités une valeur pour chaque variable mesurée. D'autres, cherchant à s'abstraire de ces découpages arbitraires, utilisent plutôt des zones tampons construites autour du lieu de mesure, avec une distance maximale établie à vol d'oiseau ou sur le réseau. Cette distance maximale est souvent fixée à un seuil qui peut sembler arbitraire – 1 mille, ¼ de mille, 1 kilomètre, 500 mètres... – mais dont la définition peut influencer considérablement l'effet observé des variables (Wong et al., 2011).

Il existe d'autre part une incertitude quant au lieu de mesure des variables de voisinage qui permet de cerner leur effet sur les comportements de mobilité. Moudon et Lee (2003) établissent, dans leur modèle comportemental de l'environnement, trois composantes essentielles de la collecte de données relatives à l'environnement urbain : l'origine et la destination, le trajet entre ces deux points, ainsi que la zone entourant ces deux points (voir figure 2.2). Selon les auteurs, ces trois

éléments doivent être pris en compte pour mesurer l'ensemble des liens possibles entre environnement urbain et pratique de la marche.

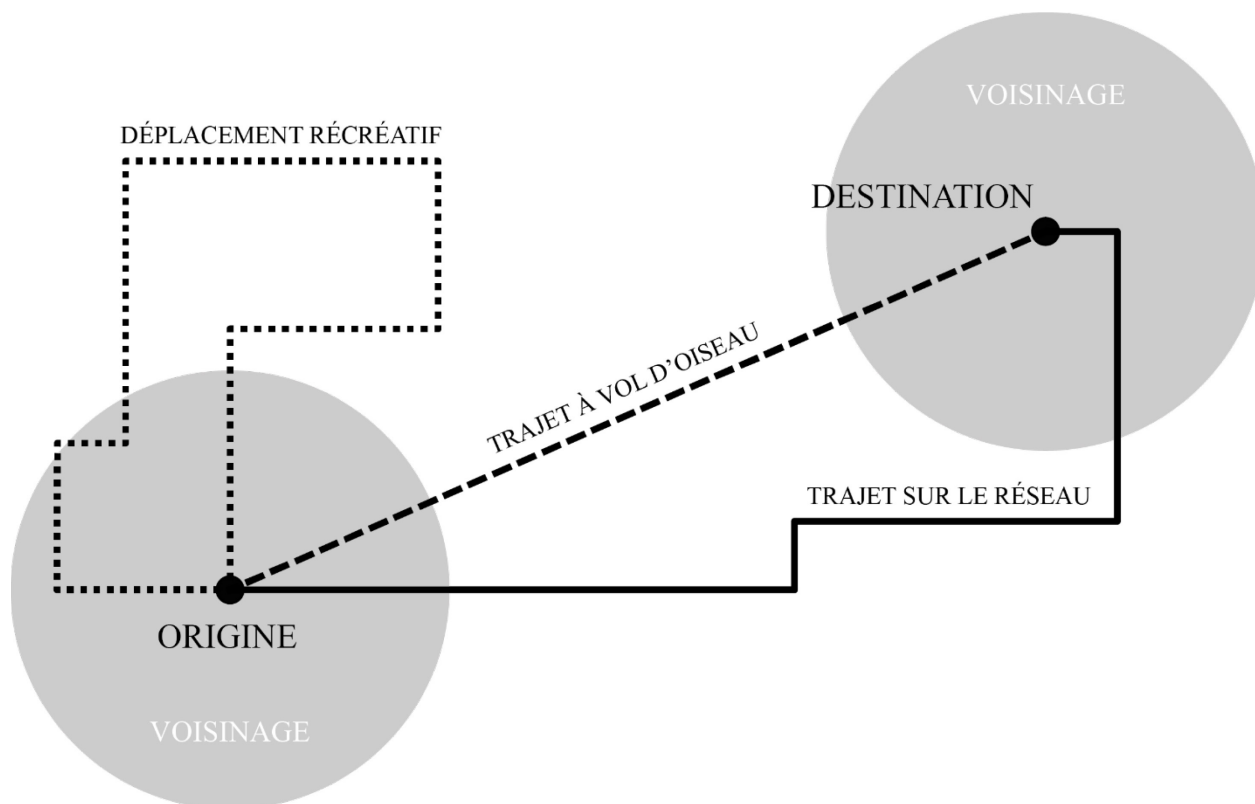


Figure 2.2 : Le modèle comportemental de l'environnement, d'après Moudon et Lee (2003)

2.4.1.3 L'endogénéité des comportements de mobilité

L'influence de l'environnement urbain sur les choix de mobilité n'est pas seulement directe, c'est-à-dire qu'elle ne se fait pas sentir seulement au moment d'effectuer un déplacement. Les préférences individuelles en matière d'environnement urbain et le type de déplacements que celui-ci permet viennent influencer le choix résidentiel de ces individus. Ainsi, un ménage dont les membres préfèrent se déplacer en automobile aura tendance à se localiser dans un quartier dont l'aménagement favorise ce type de comportement de mobilité, tandis qu'un ménage dont les membres préfèrent les modes actifs préférera un quartier où les infrastructures sont appropriées à leur pratique (Rodríguez, Khattak, & Evenson, 2006).

Ce phénomène, appelé « endogénéité » (ou *residential self-selection*, en anglais), est difficilement dissociable de l'effet direct de l'environnement urbain dans le contexte d'une étude utilisant des jeux de données transversaux plutôt que longitudinaux. Ainsi, l'effet mesuré de l'environnement

bâti peut être sous-estimé ou surestimé par rapport à son effet réel lorsque ces préférences individuelles ne sont pas mesurées de manière indépendante (Cao, 2010). Par exemple, les recherches de Schwanen et Mokhtarian (citées dans Cao, Handy, & Mokhtarian, 2006) dans la région de la baie de San Francisco démontrent que les individus résidant dans les quartiers urbains denses utilisent des modes de transport différents selon leurs préférences personnelles, tandis que les résidents des quartiers suburbains peu denses utilisent presque uniquement leur voiture, peu importe leurs préférences personnelles.

CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE

3.1 Cadre conceptuel

La modélisation des déplacements à pied s'appuie sur deux ensembles de variables principaux représentés à la figure 3.1 : les variables relatives à la demande et les variables relatives au voisinage – c'est-à-dire à l'environnement urbain (voir Paquin et Dubé (2011)). Les variables relatives à la demande regroupent les caractéristiques associées aux individus, aux ménages et à la structure des déplacements, telles que répertoriées aux sections 2.2.1 et 2.2.2 ci-dessus. Ces variables peuvent être entièrement extraites des bases de données de déplacements et sont collectées lors des enquêtes sur la mobilité des personnes. Elles sont également employées pour effectuer la pondération des échantillons, ou encore pour subdiviser la base de données afin de réaliser des analyses sur des segments homogènes de la population enquêtée – par exemple en segmentant la base de données selon le motif du déplacement, selon la distance maximale considérée comme appropriée à un déplacement à pied (ou distance-seuil) ou selon un ensemble plus complexe de variables servant à établir le bassin de compétitivité de la marche (voir les sections 6.1 et 6.2).

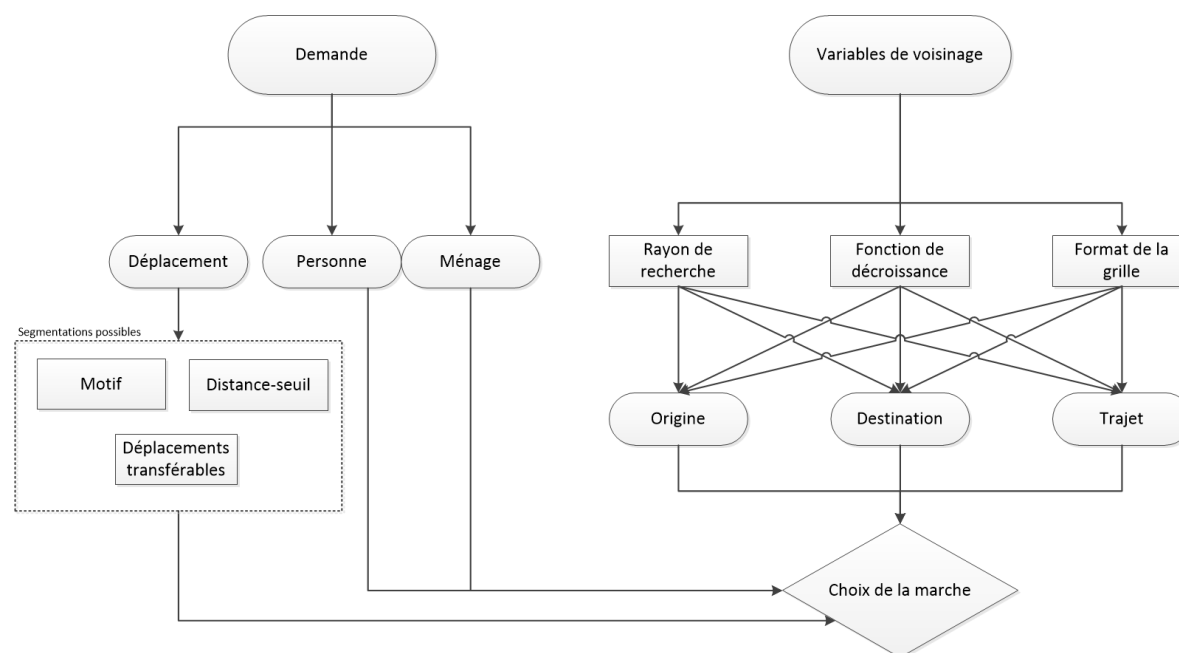


Figure 3.1 : Schéma des relations entre les univers de données relatifs à la modélisation des déplacements à pied et le choix modal

Les variables de voisinage, décrites à la section 2.2.4 ci-dessus, caractérisent pour leur part l'environnement autour d'un point associé à un déplacement, un ménage ou un individu. Elles doivent être extraites de bases de données externes aux enquêtes de mobilité, ce qui nécessite de faire un choix quant aux paramètres de mesure employés. En effet, l'unité spatiale de mesure peut varier tant dans sa localisation – à l'origine ou à la destination d'un trajet, ou encore tout au long de celui-ci – que dans son étendue – le rayon dans lequel effectuer la mesure, la pondération associée à la distance depuis le point de mesure ou encore la taille de l'unité de mesure.

3.2 Méthodologie générale

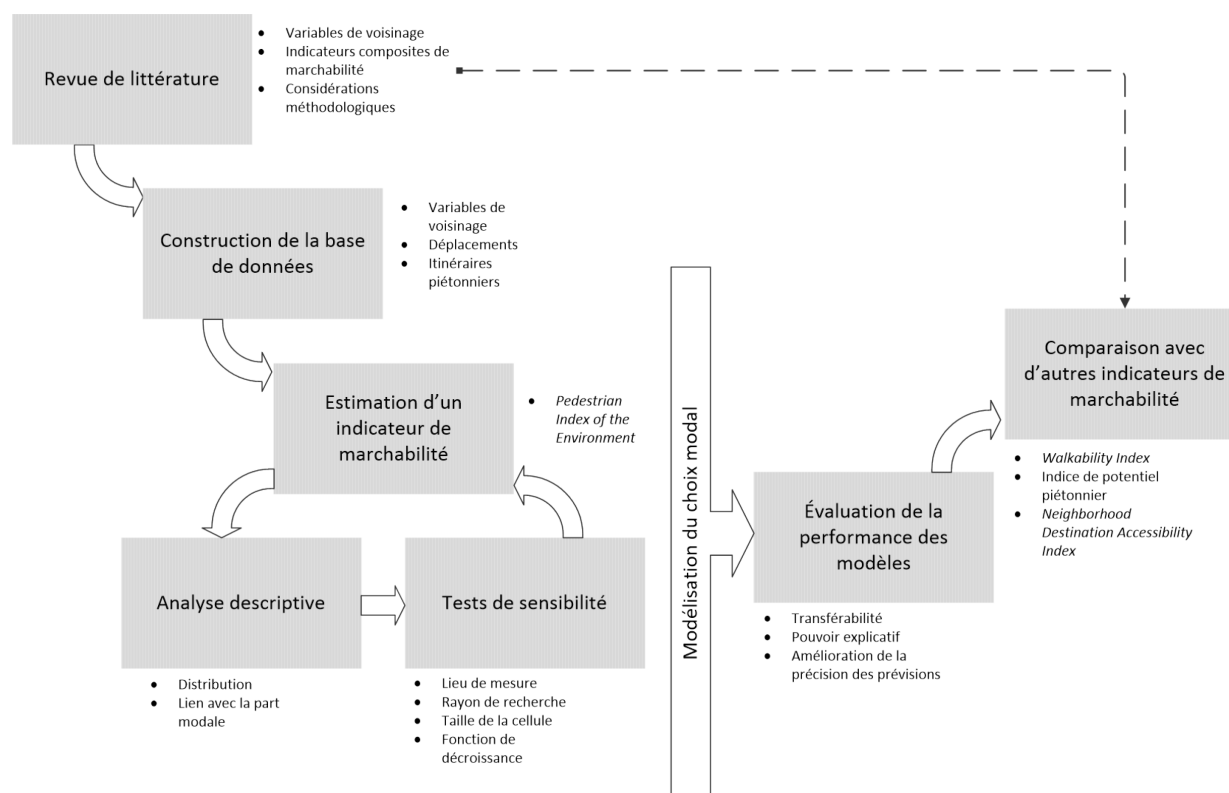


Figure 3.2 : Méthodologie générale du projet

La figure 3.2 représente le processus méthodologique ayant guidé la démarche de recherche. Une revue de littérature permet d'identifier des variables relatives à divers univers de données ayant une influence sur la pratique de la marche. Ces variables sont ensuite rassemblées dans une base de données relationnelle. Toujours sur la base de la revue de littérature, divers indicateurs de marchabilité sont identifiés et un indicateur de référence est construit à l'aide des variables de voisinage. Des tests de sensibilité sont réalisés afin d'évaluer la variabilité dans la représentation

de l'environnement urbain des différents indicateurs selon les paramètres employés dans leur construction.

Pour préparer le terrain à l'élaboration de modèles de choix modal, une analyse descriptive des données de mobilité à l'échelle du territoire d'analyse est réalisée. Une série de modèles de choix discret intégrant l'indicateur de référence et visant à expliquer et à prévoir le choix de la marche est élaborée, le tout sur la base de divers ensembles de déplacements et de divers paramètres relatifs à l'unité spatiale de mesure. Les performances de l'indicateur de référence dans un contexte de modélisation du choix de la marche sont ensuite comparées à une sélection d'indicateurs de marchabilité issus de la littérature.

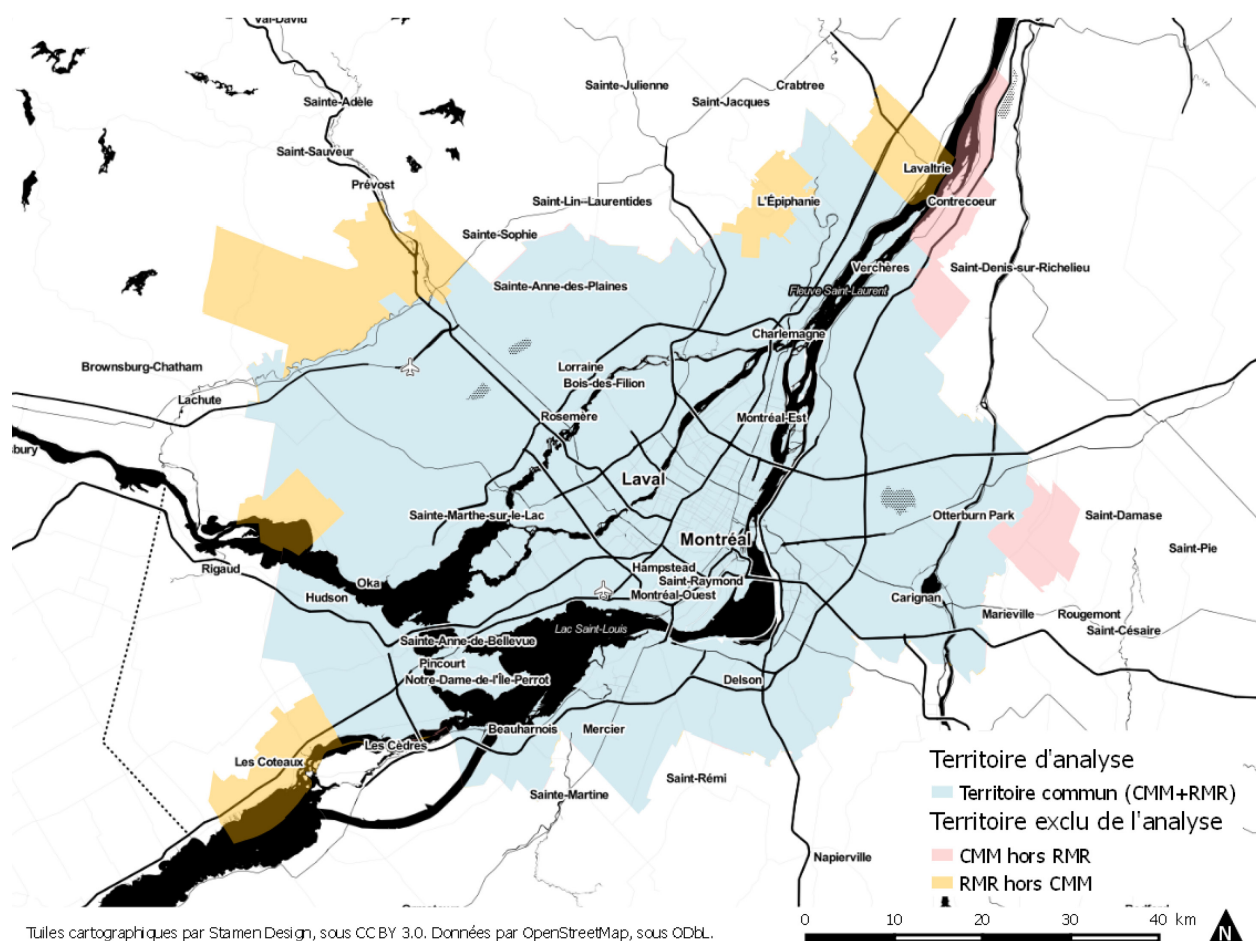


Figure 3.3: Territoire d'analyse

3.2.1 Territoire d'analyse

Les présentes analyses se concentrent sur la région métropolitaine de Montréal, définie pour les besoins de ce mémoire comme le territoire commun entre le périmètre de la Communauté métropolitaine de Montréal (CMM) et la région métropolitaine de recensement (RMR) de Montréal telle que définie par Statistique Canada pour le recensement de 2011 (voir figure 3.3). Cela permet d'utiliser à la fois les bases de données de Statistique Canada à l'échelle du secteur de recensement (SR), disponibles seulement pour la RMR, et les bases de données de la CMM.

3.2.2 Sources de données

Plusieurs ensembles de données gouvernementales, institutionnelles ou privées ont été mis à profit pour construire la base de données employée dans le cadre de la présente recherche. Le tableau 3.1 présente les jeux de données employés et en précise le type de modalités d'accès. Les données ouvertes sont disponibles à l'ensemble de la population, sans restriction quant à leur statut professionnel ou à leurs moyens financiers. Les données gouvernementales, lorsqu'elles ne sont pas rendues disponibles sous format ouvert, sont disponibles à travers des ententes de partage entre le producteur des données et diverses institutions : universités, organismes paragouvernementaux, etc. Les données privées nécessitent pour leur part le paiement d'un droit d'utilisation et sont souvent restreintes à certaines catégories d'utilisateurs spécifiques.

Tableau 3.1: Description des données utilisées

Ensemble de données	Année de référence	Producteur des données	Type de données
Enquête Origine-Destination, version 13.2b	2013	Agence métropolitaine de transport	Gouvernementales
Réseau routier	2016	OpenStreetMap	Ouvertes
Recensement de la population	2011	Statistique Canada	Gouvernementales
Enquête nationale sur les ménages	2011	Statistique Canada	Gouvernementales
Utilisation du sol	2014	Communauté métropolitaine de Montréal	Ouvertes
<i>Business Locations</i>	2012	Environics Analytics Group	Privées
Ensembles de fichiers GTFS (archivés par GTFS Exchange)	2013	Autorités organisatrices de transport de la région de Montréal	Ouvertes

Les différents jeux de données utilisés sont intégrés à un système d'information géographique (SIG), ce qui permet d'effectuer des opérations de jointure spatiale entre les différents ensembles. L'assemblage et le traitement des données sont réalisés à l'aide du logiciel PostgreSQL 9.4 à l'aide de l'extension spatiale PostGIS 2.3 ainsi que du logiciel QGIS 2.19, des outils sous licence libre.

3.2.2.1 Enquête Origine-Destination 2013 de la région de Montréal

Réalisée à tous les cinq ans dans la région métropolitaine de Montréal, l'Enquête Origine-Destination (Enquête OD) prend la forme d'un questionnaire téléphonique auquel répond un échantillon de ménages de la région. En 2013, le taux moyen d'échantillonnage à travers les 113 strates géographiques était de 4,35 %. Les ménages participants sont sélectionnés parmi des listes d'abonnés à un service de téléphonie fixe ou mobile. La base de données employée aux fins de la présente recherche est la version 13.2b.

L'Enquête OD 2013 s'est déroulée à l'automne 2013 et a permis de recueillir des données sur les déplacements de l'ensemble des membres du ménage enquêté âgés 5 ans et plus lors du jour ouvrable précédant l'entrevue. Le processus d'enquête recueillait également des informations sur la structure du ménage des répondants et sur les individus qui le composaient. Parmi les données amassées à propos des personnes, on compte l'âge, le genre, l'occupation principale (ou statut) et la possession d'un permis de conduire. En ce qui concerne les ménages, l'information recueillie comprend le nombre de membres du ménage ainsi que le nombre d'automobiles détenues par le ménage. Les informations concernant les déplacements comprennent les coordonnées de l'origine et de la destination, les modes empruntés et leur séquence ainsi que le motif du déplacement.

Tel que mentionné à la section 2.4.1.1, la marche n'est enregistrée comme mode que lorsqu'il s'agit du seul moyen de transport employé entre l'origine et la destination. Ainsi, les déplacements d'accès à un autre mode de transport – transport collectif, stationnement, station d'autopartage, etc. – qui sont effectués à pied ne sont pas enregistrés comme tels et doivent être déduits de l'information disponible.

Pour l'enquête de 2013, le fichier de l'Enquête Origine-Destination comprend 452 978 enregistrements. Ceux-ci sont associés à 78 731 ménages enquêtés comptant un total de 188 746 individus. Chaque ménage, personne et déplacement se voit associer un facteur de pondération basé sur les données du Recensement de la population de 2011 en fonction de critères comme la

taille du ménage et le genre et l'âge de ses membres (Secrétariat à l'enquête Origine-Destination, 2013).

3.2.2.2 Réseau routier OpenStreetMap

OpenStreetMap (OSM) est un service de cartographie libre et ouvert alimenté par des contributeurs bénévoles. Les données de cette plateforme sont disponibles à tous sous licence libre dans différents formats. Pour les présents travaux, un jeu de données *Metro Extracts* (Mapzen, 2016) a été employé. Les jeux de données *Metro Extracts* sont des extraits de la base de données mondiale d'OSM qui englobent une région métropolitaine.

La fiabilité des données cartographiques collaboratives a été établie maintes fois depuis leur apparition. Leur usage se répand dans le domaine de la recherche en transport et ces données sont même considérées comme plus appropriées pour la représentation des réseaux piétons que les données officielles, qui ne représentent souvent que le réseau routier destiné aux automobiles (Liu & Long, 2015; Tal & Handy, 2012; Zielstra & Hochmair, 2012).

Le jeu de données employé dans le cadre de la présente démarche de recherche prend la forme d'un fichier de lignes au format Shapefile comprenant 220 541 segments dans le périmètre du territoire à l'étude. Chacun des segments est catégorisé selon le type d'infrastructure. L'extraction des données a été réalisée le 26 avril 2016.

Extraction du réseau accessible aux piétons

En employant les attributs *highway*, *foot*, *route* et *tags* du fichier du réseau routier d'OSM, il est possible d'isoler les segments accessibles aux piétons. En d'autres mots, cela permet d'éliminer du réseau de référence tous les segments composés de voies interdites aux piétons pour ne conserver que le réseau réellement ouvert à la marche. Le réseau supérieur, les chemins privés et les bretelles d'autoroute, par exemple, sont exclus de ce réseau piétonnier. La requête SQL employée pour extraire le réseau piétonnier de la base de données est présentée à l'annexe A.

3.2.2.3 Recensement de la population et Enquête nationale sur les ménages

Le Recensement de la population et l'Enquête nationale sur les ménages (ENM) sont des exercices réalisés sur une base quinquennale par Statistique Canada. Le questionnaire du Recensement est rempli par tous les Canadiens tandis que l'ENM, unique à la mouture 2011 de la démarche

censitaire, est une enquête remplie sur une base volontaire envoyée à environ 30 % des ménages canadiens (Statistique Canada, 2015a). Dans la région métropolitaine de recensement (RMR) de Montréal, le taux global de non-réponse pour l'ENM correspond à 19,7 % de l'échantillon (Statistique Canada, 2013).

Le Recensement collecte, entre autres, des données sur le nombre de logements et de personnes résidant dans une unité géographique donnée. L'ENM collige notamment des informations sur le revenu des ménages ainsi que sur le nombre d'emplois localisés dans une unité géographique donnée. L'unité géographique choisie est le secteur de recensement (SR), définie comme suit :

Petite région relativement stable. Les secteurs de recensement comptent habituellement une population de 2 500 à 8 000 habitants. Ils sont situés à l'intérieur de régions métropolitaines de recensement et d'agglomérations de recensement dont le noyau compte 50 000 habitants ou plus (Statistique Canada, 2015b).

En 2011, la RMR de Montréal comptait 921 SR, dont 899 se situent dans le territoire à l'étude. Sept SR ne comptent aucun habitant – typiquement, ces secteurs représentent des grands parcs, des zones industrielles ou de grandes étendues agricoles – et deux SR ne comptent aucun emploi.

3.2.2.4 Cartographie de l'utilisation du sol de la Communauté métropolitaine de Montréal

La Communauté métropolitaine de Montréal (CMM), organisme de coordination politique et administrative à l'échelle métropolitaine, publie sur une base bisannuelle une base de données de l'utilisation du sol sur son territoire. Cette base de données, disponible au grand public à travers l'Observatoire Grand Montréal (Communauté métropolitaine de Montréal), est une représentation agrégée de l'utilisation du sol colligée lors de la mise à jour du rôle d'évaluation foncière du Ministère des Affaires municipales et de l'Occupation du territoire (MAMOT). L'utilisation principale de chaque lot est extraite du rôle foncier. Les lots contigus possédant le même type d'utilisation, selon une catégorisation en 20 classes, sont ensuite agrégés pour former des zones d'utilisation du sol.

La base de données fournie par la CMM compte 242 622 zones distinctes situées dans le territoire à l'étude. Les données prennent la forme d'un fichier de polygones au format Shapefile couvrant le périmètre administratif de la CMM. La figure 3.5 présente la répartition des différentes utilisations du sol sur le territoire à l'étude en fonction de la superficie des lots, tandis que la figure 3.4 présente leur répartition spatiale.

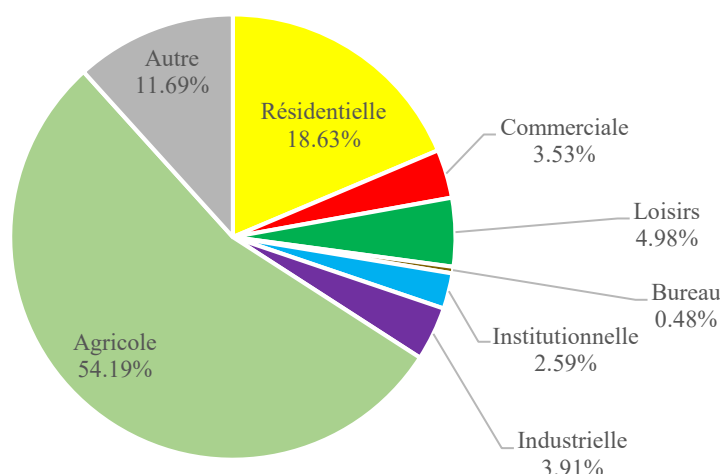


Figure 3.5 : Répartition de l'utilisation du sol dans la région métropolitaine selon la superficie du lot

3.2.2.5 Localisation des commerces

La base de données *Business Locations* d'Environics Analytics Group (EAG) recense les commerces et établissements de services à travers le Canada. Chaque enregistrement de la base de données est classé selon le Système de classification des industries de l'Amérique du Nord (SCIAN) Canada 2007, une norme ministérielle administrée par Statistique Canada (Statistique Canada, 2017) qui permet de cibler précisément divers types d'entreprises. Le niveau de détail fourni est de huit chiffres (huit niveaux hiérarchiques de classification), un niveau de détail qui excède la norme gouvernementale. Les coordonnées spatiales de l'entreprise sont également fournies.

La base de données se présente sous la forme d'un fichier de points au format Shapefile qui compte un enregistrement pour chaque commerce, pour un total de 136 804 enregistrements sur le territoire à l'étude.

3.2.2.6 Données de service planifié de transport collectif au format GTFS

Le format GTFS (pour *General Transit Feed Specification*) est un standard de présentation des données de service planifié de transport collectif. Les trois sociétés de transport de la région

métropolitaine de Montréal⁹ distribuent un jeu de données au format GTFS à travers leur portail de données ouvertes respectif. L'Agence métropolitaine de transport (AMT), qui détenait jusqu'au 31 mai 2017 le rôle d'organisme métropolitain de planification du transport collectif, rendait pour sa part disponible sur son portail de données ouvertes des données au format GTFS pour le réseau de trains de banlieue qu'elle opérait ainsi que pour l'ensemble des autres autorités organisatrices de transport (AOT) qui œuvraient sur son territoire¹⁰.

Les données de service planifié pour l'automne 2013, c'est-à-dire la période coïncidant avec l'Enquête OD 2013, ont été obtenues par l'entremise de l'archive ouverte – aujourd'hui disparue – GTFS Data Exchange. Les horaires planifiés des 18 AOT montréalaises ayant des périodes de validité différentes, une période de référence où l'ensemble des horaires obtenus sont valides est déterminée, c'est-à-dire la période du 8 octobre au 3 novembre 2013. La base de données se présente comme un ensemble de fichiers de texte délimité. Ceux-ci sont reliés entre eux selon le schéma relationnel présenté à la figure 3.6.

Une fois l'ensemble des fichiers *stops*, c'est-à-dire des arrêts, géoréférencés et fusionnés en une seule couche de points, la base de données compte, pour le territoire à l'étude, 17 806 arrêts de transport collectif.

⁹ La Société de transport de Montréal (STM), la Société de transport de Laval (STL) et le Réseau de transport de Longueuil (RTL).

¹⁰ Pour l'année 2013 : Conseil intermunicipal de transport (CIT) Chambly-Richelieu-Carignan, CIT du Haut-Saint-Laurent, CIT La Presqu'île, CIT Laurentides, CIT Le Richelain, CIT Roussillon, CIT Sorel-Varennes, CIT Sud-Ouest, CIT Vallée-du-Richelieu, Conseil régional de transport (CRT) Lanaudière, Municipalité régionale de comté (MRC) de Deux-Montagnes, MRC de l'Assomption, MRC les Moulins, Organisme municipal et intermunicipal de transport (OMIT) Sainte-Julie.

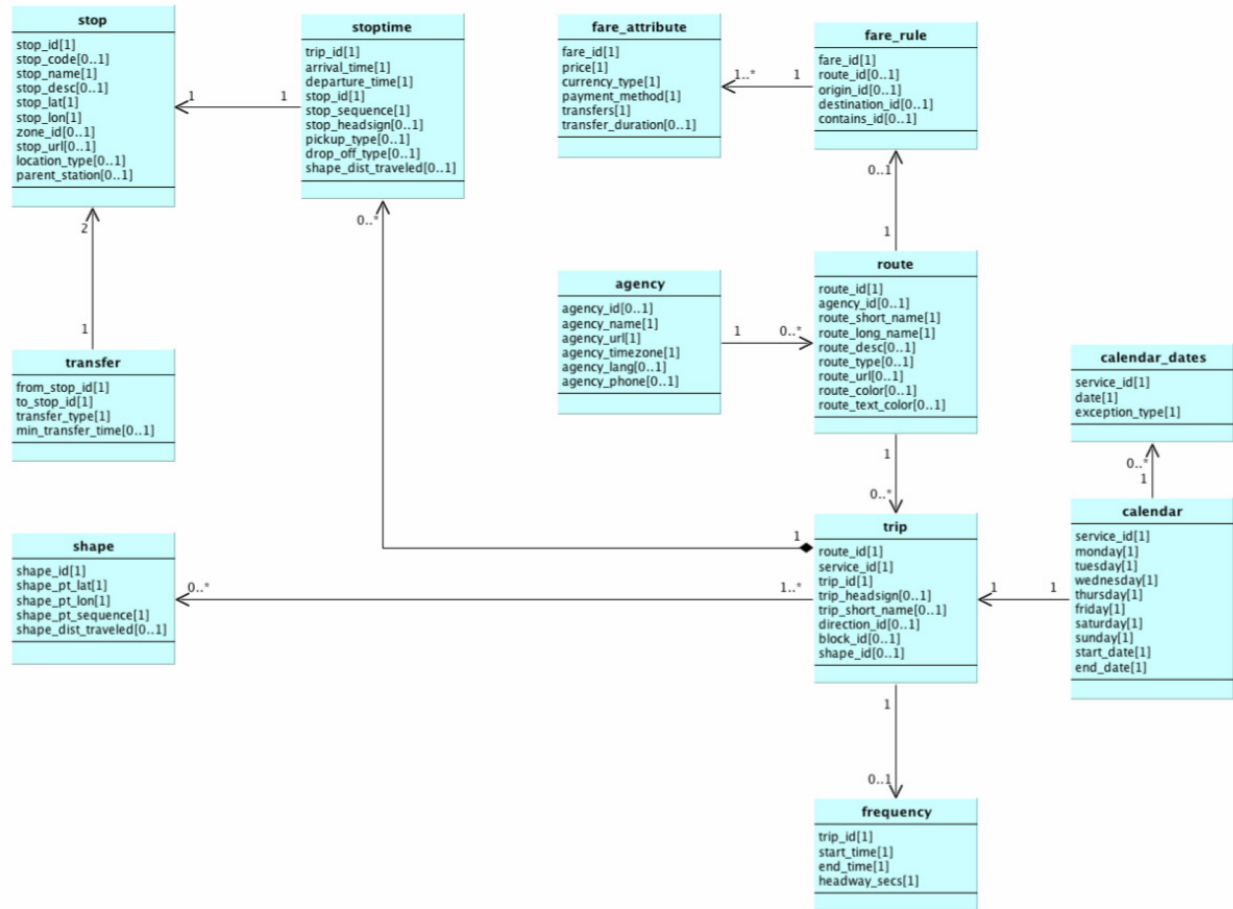


Figure 3.6 : Schéma relationnel du format GTFS (Google, 2016, sous licence CC BY 3.0)

3.3 Construction d'une base de données de déplacements observés

La base de données complète des déplacements de l'Enquête OD 2013 pour l'ensemble du territoire métropolitain contient 452 978 observations représentant plus de 10 millions de déplacements. Les enregistrements contenus dans la base de données sont soumis à diverses opérations de traitement afin d'en extraire l'information nécessaire à leur modélisation dans le cadre de la présente démarche. La section qui suit présente la manière dont les déplacements ont été sélectionnés, puis la procédure d'extraction et de création de diverses variables relatives aux déplacements.

3.3.1 Sélection des déplacements

Depuis la base de données de l'Enquête OD, seuls les enregistrements où un déplacement a été effectué – c'est-à-dire là où la variable *p_mobil* est égale à 1 – sont conservés. Les enregistrements

comportant des informations incomplètes au niveau de l'âge des individus, de la possession automobile, du statut ou du motif de déplacement sont exclus. Finalement, les déplacements dont l'origine et la destination sont situés à l'extérieur du territoire à l'étude sont éliminés. La base de données de déplacements conservée contient 346 335 enregistrements représentant 7 992 253 déplacements, ce qui correspond à 76,46 % de la base de données initiale.

3.3.2 Agrégation des motifs

Tableau 3.2 : Correspondance entre les motifs originaux (variable *d_motif*) et agrégés

Codification originale	Motif original	N	Codification agrégée	Motif agrégé
1	Travail	58 155	1	Travail
2	Rendez-vous d'affaires	2 649		
3	Sur la route	3 383		
4	École	12 491	2	École
5	Magasinage	33 016	3	Magasinage
6	Loisir	18 131	4	Loisir
9	Reconduire quelqu'un	14 297	5	Reconduire/chercher quelqu'un
10	Chercher quelqu'un	11 812		
7	Visite d'ami(e)s / parenté	7 339	6	Autre
8	Santé	4 948		
12	Autre	7432		
13	Indéterminé / refus / NSP	88		
11	Retour au domicile	148 770	7	Retour au domicile

L'information recueillie sur les motifs de déplacement est agrégée dans le but de simplifier son utilisation dans le processus de modélisation tout en regroupant diverses catégories apparentées qui contiennent peu d'observations. Le tableau 3.2 présente la correspondance entre la codification originale des déplacements (fournie sous la forme de la variable *d_motif* dans le fichier de l'Enquête OD 2013) et le motif agrégé.

3.3.3 Calcul du taux d'accès à une automobile

Pour chaque ménage, un taux d'accès à l'automobile est calculé. Celui-ci représente le nombre de véhicules accessibles à chaque détenteur d'un permis de conduire au sein du ménage. Ce taux permet une meilleure représentation de l'accès réel à un véhicule que le seul taux de motorisation

du ménage, puisque le taux d'accès à l'automobile tient compte du nombre de personnes susceptibles d'utiliser le véhicule. Ce taux AA est calculé comme suit pour chaque ménage j :

$$AA_j = \frac{\text{nombre de véhicules possédés par le ménage}}{\text{nombre de détenteurs d'un permis de conduire}}$$

Ainsi, un taux de 1 correspond à un accès exclusif à un véhicule pour chaque détenteur de permis. Un taux inférieur à 1 correspond à un nombre de véhicule plus petit que le nombre de conducteurs au sein du ménage, ce qui implique que les membres du ménage partagent un ou plusieurs véhicules. Un taux de 0 correspond à un ménage non motorisé.

3.3.4 Création des trajets piétons

L'Enquête OD 2013 ne recueille aucune information sur l'itinéraire emprunté par les répondants, hormis les axes routiers du réseau supérieur empruntés lors d'un déplacement automobile. Un calcul de chemin doit donc être effectué pour générer un trajet approximatif pour tous les autres types de déplacements. Pour chaque paire origine-destination contenue dans la base de données de déplacements, un itinéraire piétonnier est calculé selon un algorithme de chemin le plus court à l'aide du calculateur en licence libre OSRM (Luxen & Vetter, 2011). Le calculateur produit un fichier de texte délimité qui contient notamment la durée du déplacement en secondes, la longueur du déplacement sur le réseau en mètres ainsi qu'un champ de géométrie au format WKT, sous forme de lignes, représentant le déplacement sur le réseau d'OpenStreetMap.

Les enregistrements de la base de données de déplacements pour lesquels un itinéraire n'a pu être calculé sont retirés, ce qui en porte le nombre à 331 001 enregistrements représentant 7 643 464 déplacements.

3.3.5 Traitement des chaînes de déplacement

Chaque enregistrement de la base de données est associé à une chaîne de déplacement selon une méthodologie développée par Valiquette (2010). Cela permet d'isoler les déplacements appartenant à une chaîne simple, une chaîne complexe et une chaîne ouverte. Une variable binaire est ensuite associée à chaque déplacement pour déterminer s'il s'agit ou non d'une chaîne complexe.

Les enregistrements de la base de données de déplacements n'ayant pas pu être associés à une chaîne de déplacements sont retirés, ce qui en porte le nombre à 327 991 observations représentant 7 567 717 déplacements.

CHAPITRE 4 LA PRATIQUE DE LA MARCHE DANS LA RÉGION MÉTROPOLITAINE DE MONTRÉAL

Parmi les 7 567 717 déplacements effectués dans le territoire à l'étude, tous motifs confondus, on compte 865 439 déplacements réalisés à pied. Cela représente une part modale de 11,44 % pour la marche. Cette donnée n'est cependant pas la plus appropriée pour représenter la place qu'occupe la marche dans les habitudes de déplacements des résidents de la région métropolitaine de Montréal. En effet, la marche est un mode de transport qui comporte certaines contraintes et tous les déplacements ne sont pas transférables à la marche.

4.1 Identification du bassin de compétitivité des déplacements à pied

Plusieurs caractéristiques d'un déplacement peuvent contraindre un individu à employer un autre mode de transport, dont la distance (Martel Poliquin, 2012) et la structure de la chaîne de déplacements (Sicotte, 2014). On peut observer à la figure 4.1 que la part modale de la marche décroît rapidement à mesure que la longueur des déplacements augmente, atteignant à peine 5 % lorsque le déplacement mesure 3 kilomètres. En contrepartie, la marche est choisie pour plus de 50 % des déplacements dont la longueur est inférieure à 700 mètres.

Les déplacements non transférables à la marche sont peu utiles dans une démarche de modélisation du choix de se déplacer à pied, ou même pour décrire le phénomène de la marche. Le concept de distance-seuil est défini comme le 80^e centile des distances parcourues pour un mode donné (Godefroy & Morency, 2012). Dans l'Enquête OD 2013, la distance-seuil sur le réseau pour les déplacements à pied, calculée à partir des itinéraires modélisés (voir section 3.3.4 ci-dessus), est de 1,3 kilomètre. Cette distance définit donc le bassin de compétitivité de la marche, c'est-à-dire la distance maximale pour laquelle la marche peut être considérée comme une alternative modale. Parmi les 1 416 303 déplacements dont la longueur est inférieure à la distance-seuil de 1,3 kilomètre, on compte 686 696 déplacements effectués à pied, ce qui correspond à une part modale de 48,49 %. Cela confirme la place prépondérante de la marche dans les déplacements courts à l'échelle de la région métropolitaine de Montréal.

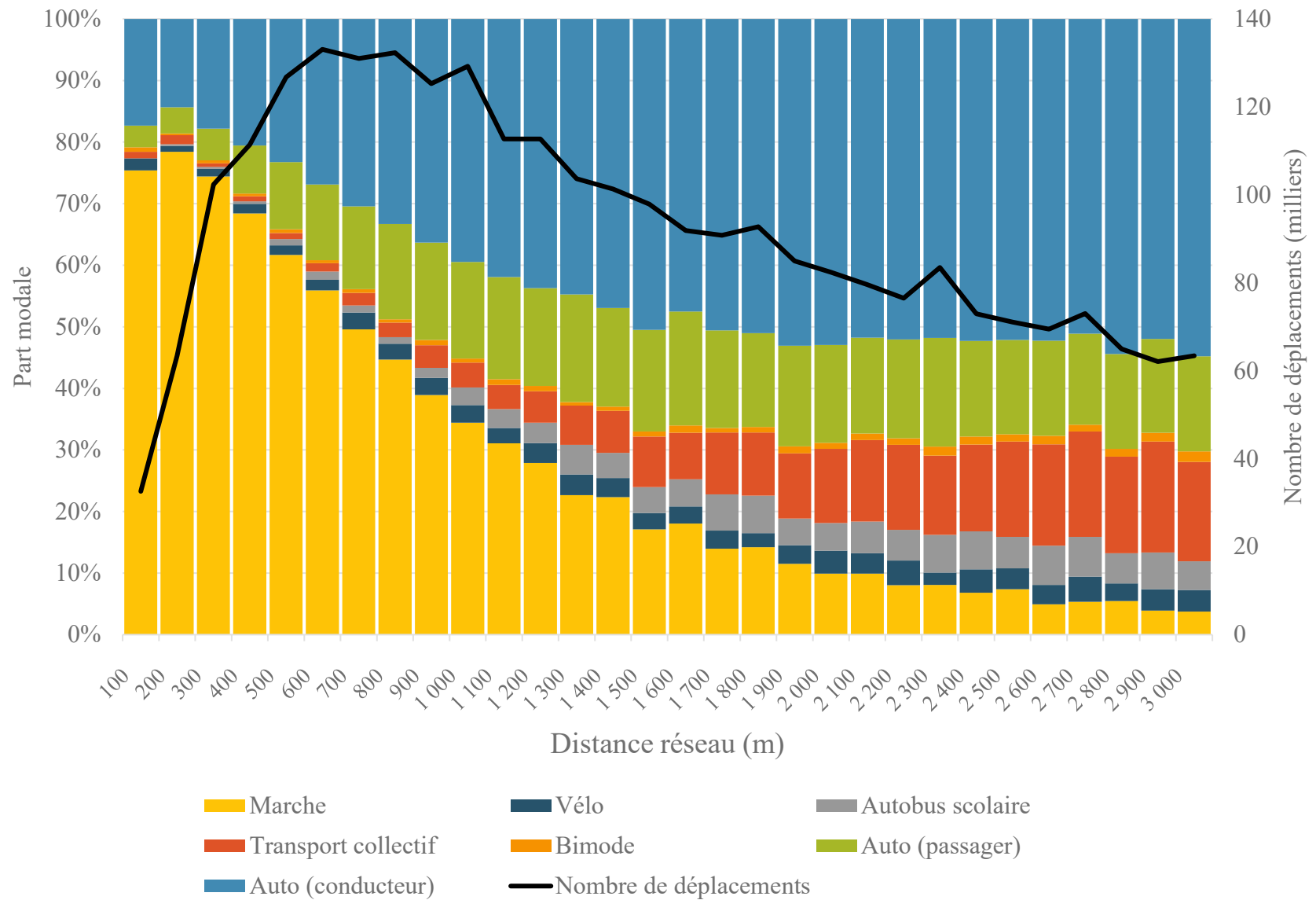


Figure 4.1 : Part modale selon la distance du déplacement sur le réseau pour les déplacements de 3 kilomètres et moins

La figure 4.2 montre toutefois que la répartition modale des déplacements à pied, même pour effectuer une courte distance, varie selon la localisation à l'intérieur de la région métropolitaine. En effet, alors que la part modale peut dépasser 70 % au centre-ville et dans les quartiers adjacents, elle peut être inférieure à 20 % dans certains secteurs de banlieue.

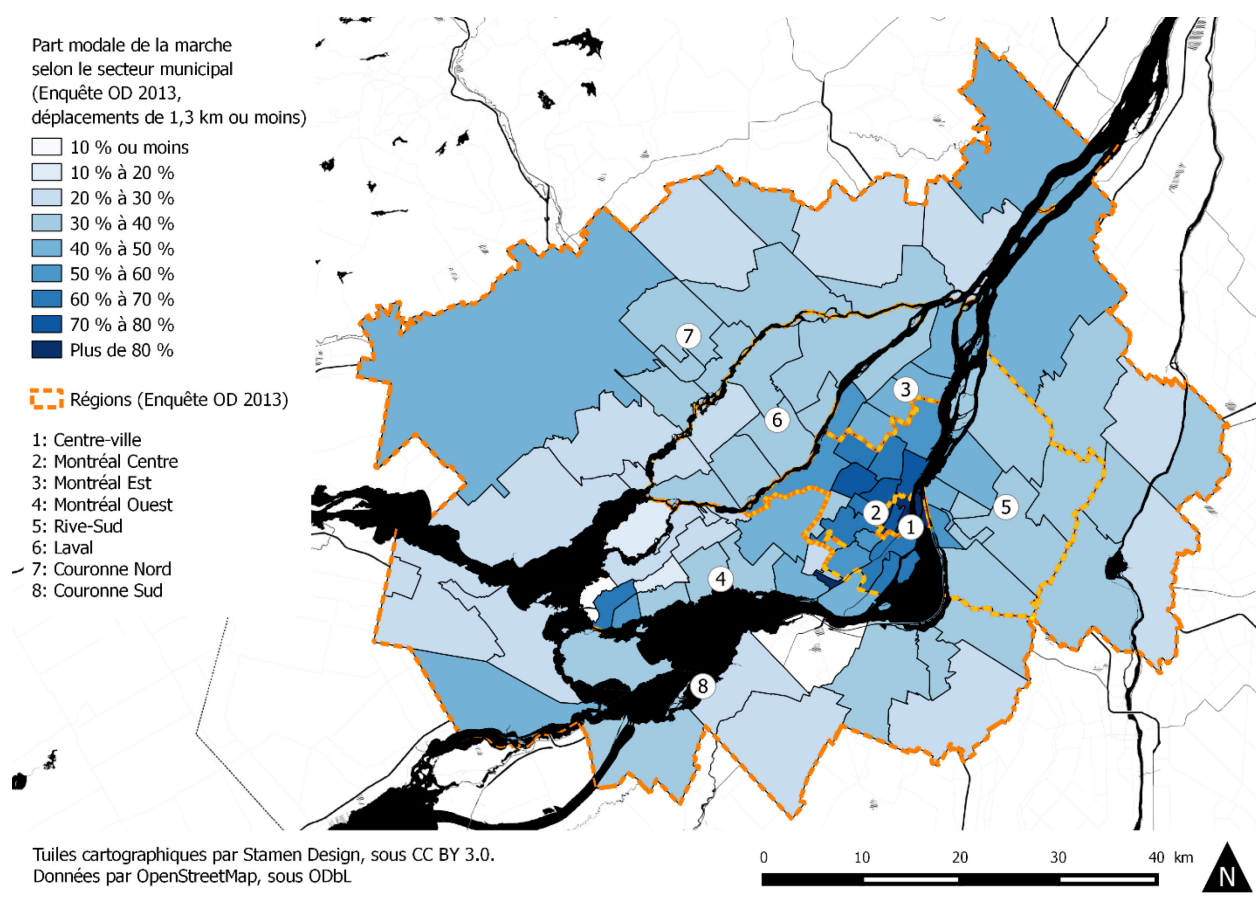


Figure 4.2 : Part modale de la marche pour les déplacements de moins de 1,3 kilomètre

4.2 Analyse descriptive des déplacements à pied

Cette section vise à offrir un portrait de la marche pour les déplacements courts, c'est-à-dire les déplacements de 1,3 kilomètre ou moins.

4.2.1 La pratique de la marche selon le motif du déplacement

En étudiant la figure 4.3 ci-dessous, on remarque que les déplacements scolaires possèdent la plus forte part modale de la marche. En effet, plus de 60 % des élèves et étudiants accèdent à leur lieu

d'études à pied lorsque celui-ci est situé à moins de 1,3 km de leur lieu de départ. Il semble toutefois que près de 30 % des élèves et étudiants sont reconduits par un automobiliste sur leur lieu d'études, même quand la distance du déplacement est courte.

De manière surprenante, près de 30 % des déplacements ayant pour motif d'aller reconduire ou chercher quelqu'un se font également à pied, même si la majeure partie de ces déplacements est effectuée en automobile. La part modale de la marche pour les autres motifs de déplacements est semblable à la moyenne pour l'ensemble des motifs. Il est à noter que les déplacements consistant en une promenade dont l'origine et la destination sont au même endroit ne sont pas répertoriés par l'Enquête OD 2013. Cela peut sous-estimer la part modale de la marche pour les déplacements liés aux loisirs.

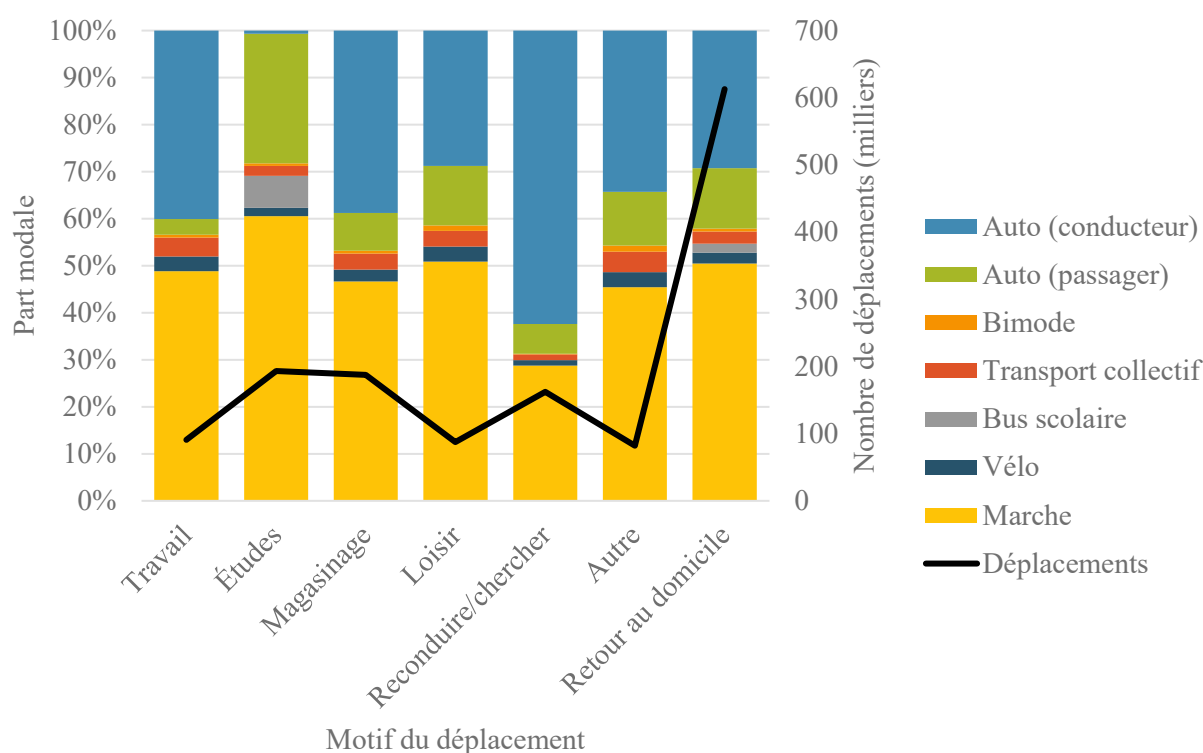


Figure 4.3 : Part modale selon le motif du déplacement

4.2.2 La pratique de la marche selon l'âge et le genre

Tel que détaillé aux sections 0 et 0, l'âge et le genre d'un individu ont une influence sur ses comportements de mobilité active. En effet, la nature des rôles sociaux et familiaux ainsi que le

rapport au risque et à l'effort physique issu des processus de socialisation genrés peuvent influencer la manière dont les femmes envisagent le choix modal.

La figure 4.4 ci-dessous met en relief la différence dans la répartition modale entre les différentes tranches d'âge de la population montréalaise. On peut y observer, par exemple, que les femmes marchent légèrement moins que les hommes lorsqu'elles ont moins de 25 ans, mais qu'elles constituent par la suite une population plus susceptible de choisir la marche pour se déplacer. Cela est particulièrement vrai chez les femmes de 65 ans et plus, pour qui la part modale de la marche est supérieure de près de 10 points de pourcentage à celle des hommes. On remarque par ailleurs que les hommes, tous groupes d'âge confondus, favorisent – de manière relative – la pratique du vélo par rapport aux femmes.

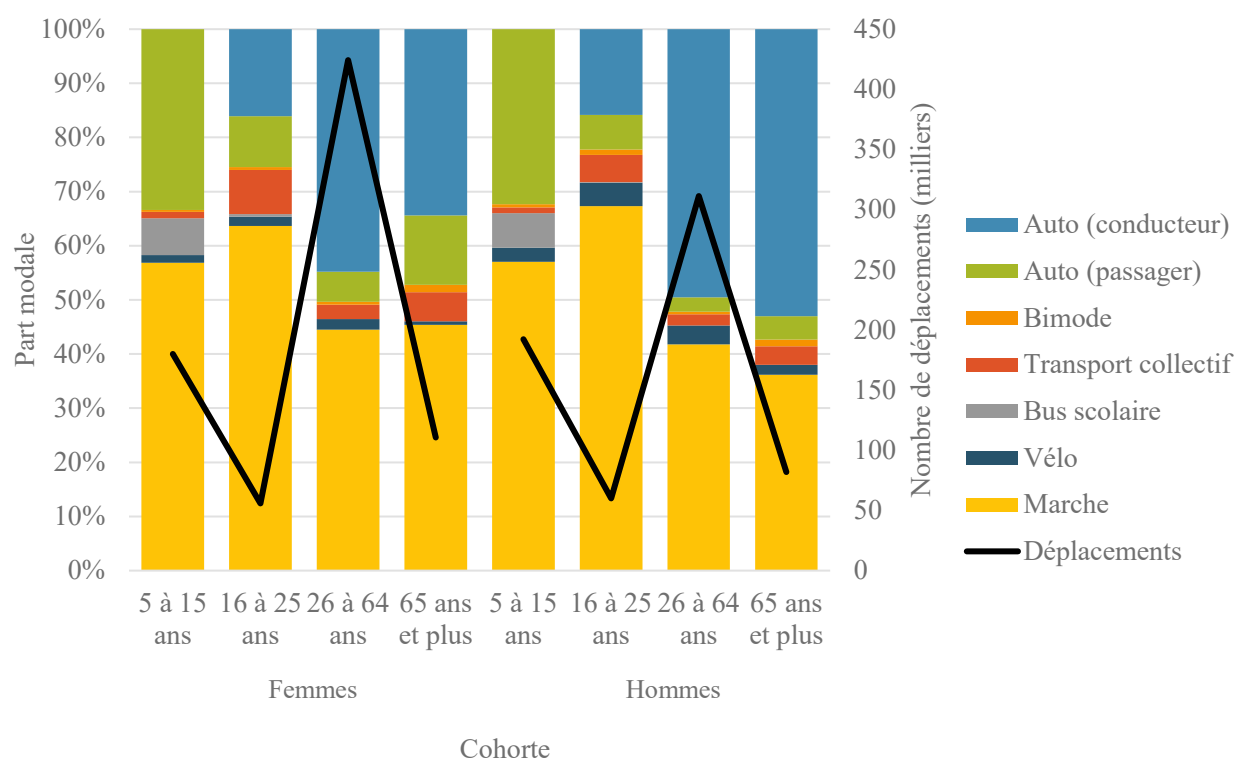


Figure 4.4 : Part modale selon l'âge et le genre

4.2.3 La pratique de la marche selon la structure du ménage

La taille d'un ménage a une influence sur les comportements de mobilité de ses membres. Tel que le démontre la figure 4.5 ci-dessous, les personnes qui habitent seules ont tendance à choisir la marche pour effectuer des déplacements courts en plus forte proportion que les individus

appartenant à des ménages de deux personnes ou plus. Par ailleurs, plus la taille du ménage augmente, plus la proportion de déplacements effectués en tant que passager d'une automobile augmente, tandis que la part modale du transport du transport collectif diminue. La part modale de la marche reste toutefois stable à mesure qu'augmente le nombre d'individus dans le ménage. Il est à noter qu'on retrouve une plus forte proportion de personnes habitant seules dans les quartiers centraux, tandis que les ménages plus nombreux se retrouvent davantage dans les milieux suburbains.

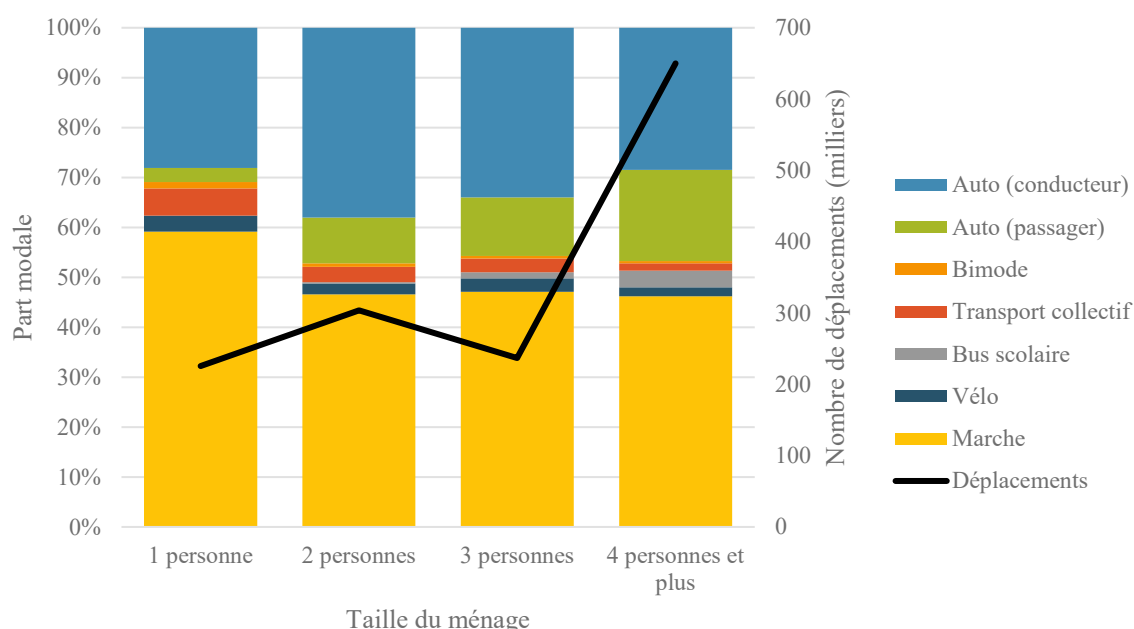


Figure 4.5 : Part modale selon la structure du ménage

4.2.4 La pratique de la marche selon le type d'accès à un véhicule automobile

Si plusieurs ménages possèdent un nombre d'automobiles équivalent au nombre de détenteurs de permis de conduire qu'ils comptent, plusieurs habitants de la région de Montréal doivent au contraire partager un véhicule avec les membres de leur ménage. On remarque alors, à la figure 4.6 ci-dessous, que la part modale de la marche est beaucoup plus importante chez les individus qui doivent partager un véhicule avec un autre membre du ménage que chez les individus ayant un accès exclusif à leur propre véhicule. Les individus n'ayant accès à aucun véhicule – c'est-à-dire les individus ne possédant pas de permis de conduire, ou encore ceux qui appartiennent à un ménage ne possédant pas d'automobile – réalisent pour leur part plus de 80 % de leurs

déplacements courts à pied. Les femmes devant partager un véhicule avec un membre de leur ménage choisissent la marche dans une proportion légèrement plus élevée que les hommes dans la même situation. Il est important de souligner que le taux d'accès à l'automobile, pour les hommes comme pour les femmes, est plus faible dans les quartiers centraux de la région de Montréal que dans les milieux périphériques.

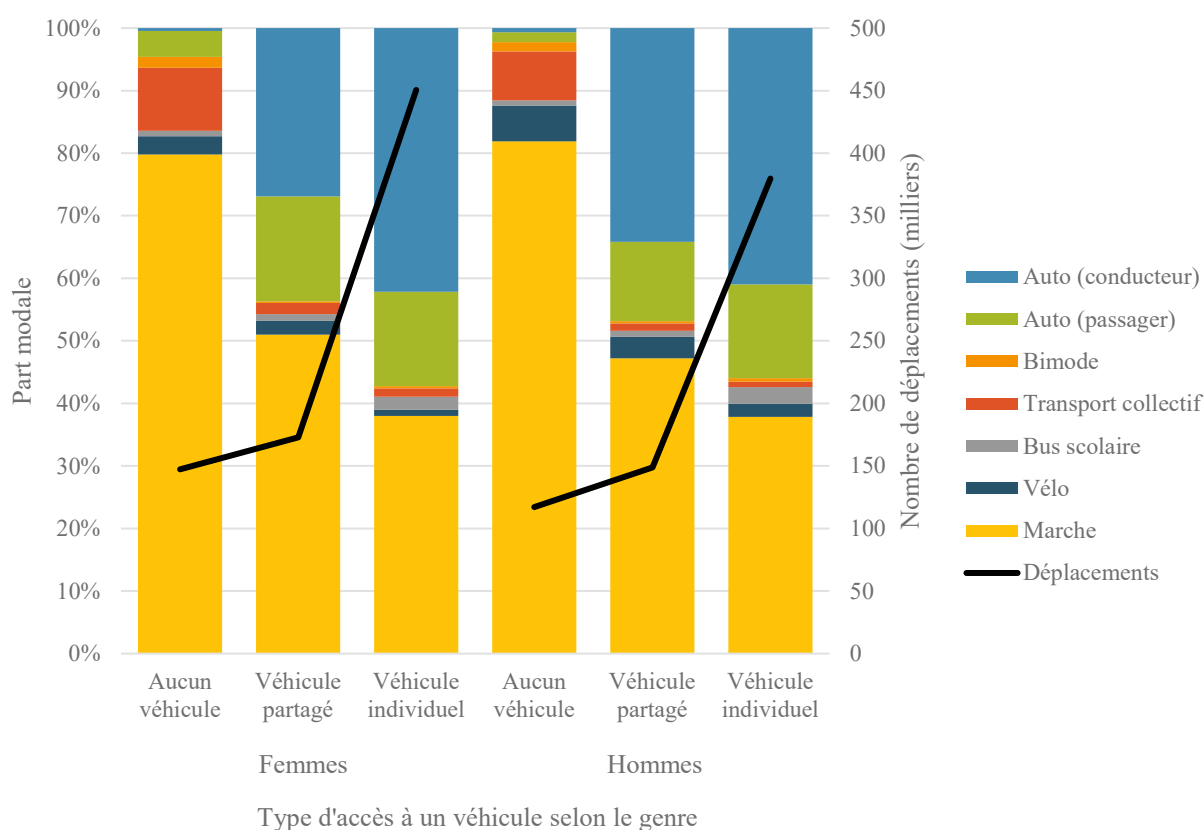


Figure 4.6 : Part modale selon le genre et le type d'accès à un véhicule dans le ménage

CHAPITRE 5 ADAPTATION D'UN INDICATEUR DE MARCHABILITÉ : LE *PEDESTRIAN INDEX OF THE ENVIRONMENT*

Parmi les mesures recensées lors de la revue de la littérature scientifique, un indicateur en particulier ressort du lot en raison de sa couverture exhaustive des diverses dimensions de l'environnement urbain et des innovations méthodologiques qu'il intègre : le *Pedestrian Index of the Environment* (PIE). En effet, tel que mis en évidence par le tableau 2.1 ci-dessus, le PIE intègre une variable de quatre des cinq catégories de variables (les 5 D) de l'environnement urbain.

Les différentes variables sont mesurées en tenant compte de la décroissance de l'attractivité des opportunités selon la distance à parcourir depuis le point de mesure. Elles sont ensuite réparties en classes selon leur distribution à travers la région de mesure, puis pondérées non pas en utilisant une pondération arbitraire, comme dans le cas de plusieurs mesures, mais en relativisant entre elles les variables grâce à des poids issus d'une démarche de modélisation de leur impact individuel sur la pratique de la marche. Ces particularités en font une mesure unique au sein de la littérature sur la mesure de marchabilité.

Il existe cependant une incertitude quant à la possibilité d'adapter le PIE à une région métropolitaine autre que sa région d'origine. En effet, la version initiale du PIE, développée dans la région métropolitaine de Portland, Oregon, utilise un ensemble de données propriétaires, le *Context Tool*, produites par l'agence Portland Metro. Ces données sont spécifiques au contexte géographique de Portland et n'existent donc pas en l'état dans la région métropolitaine de Montréal¹¹. Une évaluation du *transfert*, c'est-à-dire de la possibilité de reproduire la mesure dans un autre contexte spatial, doit être effectuée avant de pouvoir en évaluer la *transférabilité*, c'est-à-dire la capacité de la mesure à maintenir son pouvoir explicatif lorsqu'appliquée à un autre contexte spatial (Yasmin, Morency, & Roorda, 2015).

¹¹ Il est à noter que l'objectif du projet de recherche ayant mené à la création du PIE était d'élaborer un outil de modélisation des déplacements piétons à intégrer dans le modèle régional de prévision de la demande en transport. Pour éviter à l'organisme responsable, Oregon Metro, d'avoir à collecter de nouvelles données, Singleton et al. (2014) se sont limités, pour la création du PIE, aux variables déjà mesurées par l'agence dans le cadre de l'élaboration du *Context Tool*.

5.1 Construction de l'indicateur

Les informations relatives à la méthodologie proviennent de la documentation relative au PIE (Clifton, Kelly J. et al., 2016a, 2016b; Clifton, Kelly J et al., 2013; Singleton et al., 2014) ainsi que d'une correspondance avec Patrick A. Singleton, étudiant au doctorat à Portland State University et membre de l'équipe de recherche ayant développé le PIE, ainsi qu'avec Clinton Chiavarini, spécialiste SIG chez Metro et créateur du *Context Tool*.

5.1.1 Variables

Les variables qui composent le PIE sont les suivantes :

1. Le confort des infrastructures routières;
2. La taille des îlots;
3. La densité de population et d'emplois;
4. La densité de trottoirs;
5. L'accès au transport collectif en période de pointe;
6. Les commerces et services de proximité.

5.1.2 Unité spatiale

L'unité spatiale de base du PIE est la zone d'analyse piétonne (*Pedestrian Analysis Zone*) telle que définie par Clifton et al. (2013), c'est-à-dire une cellule de 80 m par 80 m dans une grille couvrant l'ensemble de la région métropolitaine. Cette unité, dont la taille a été définie en fonction de la distance moyenne pouvant être parcourue à pied en une minute, permet d'éviter les effets de frontière propres aux zones d'analyse transport (*Transportation Analysis Zones*, ou TAZ) ou aux autres types de découpages (administratif, statistique, etc.) grâce à l'emploi d'une zone-tampon depuis le centre de la cellule pour mesurer les différentes variables (Clifton, Kelly J et al., 2013). L'emploi d'une grille permet également d'analyser le territoire de manière uniforme. L'indicateur est calculé pour chacune des cellules de cette grille. La figure 5.1 permet de prendre la mesure de la grille lorsqu'appliquée à un tissu urbain. C'est cette grille qui est employée comme base pour toute la démarche de construction d'une base de données de variables de voisinage et d'adaptation des indicateurs de marchabilité.

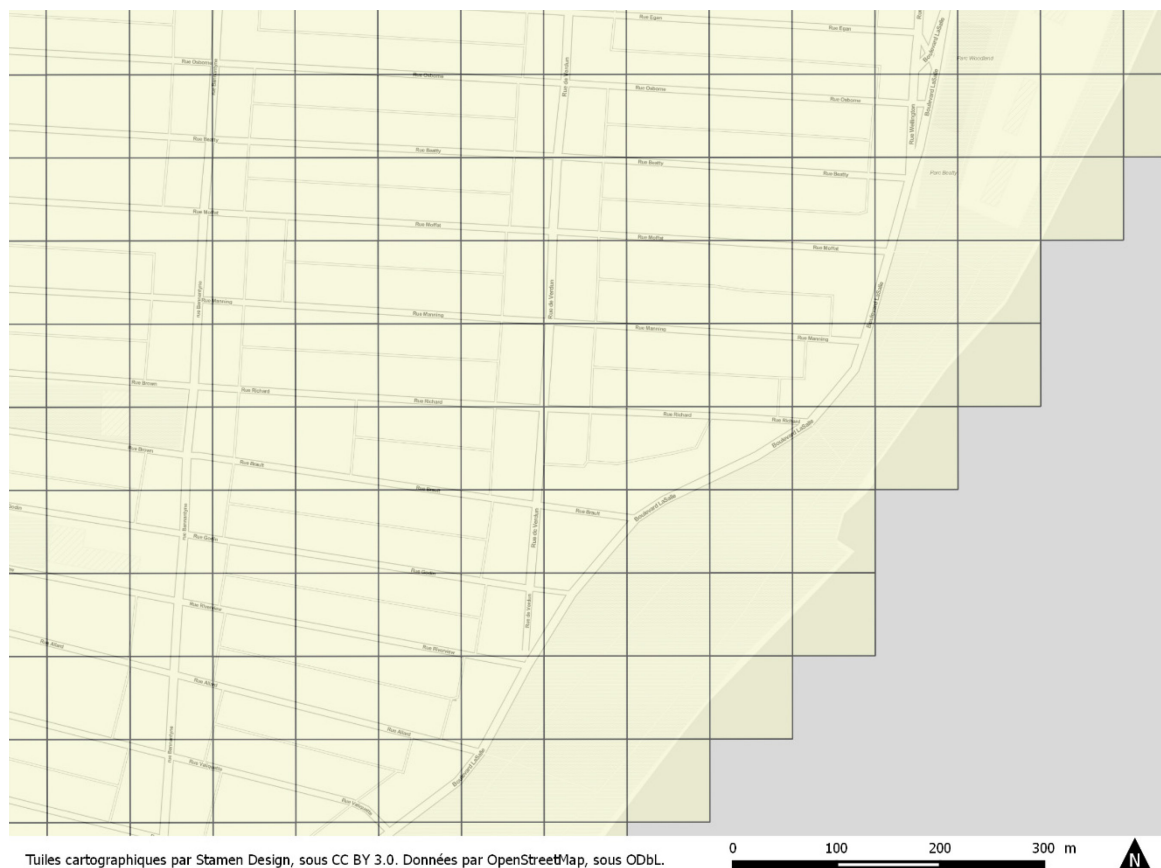


Figure 5.1 : Aperçu des cellules de la grille dans le quartier Verdun, à Montréal

5.1.3 Construction des variables

Pour chaque cellule, une estimation de densité de noyau (*kernel density*) de chaque variable constituant le PIE est calculée à l'aide de l'outil *Kernel density estimation* de la boîte à outils SAGA 2.1.2 du logiciel QGIS. Cet outil demande une couche de points en entrée et nécessite un champ de pondération – le noyau – pour chaque point. Les jeux de données des variables de voisinage sont donc structurés selon ce format. Le tableau 5.1 offre un résumé des données employées dans la construction du PIE.

Tableau 5.1: Description des données employées pour construire les variables composant le PIE

	N	Mesure (unité)	Moyenne (μ)	Médiane	Écart-type (σ)	CV ¹²	Min	Max
Confort des infrastructures	59 673 segments	Longueur (m)	305,63	157,28	520,73	170 %	1,01	17 586,45
Taille des îlots	36 433 îlots	Superficie (m ²)	90 982,36	11 031,76	902 953,55	992 %	251,54	73 242 649
Densité d'activités	897 SR	Densité de population et d'emplois (/km ²)	8 305,91	5 303,50	9 468,40	114 %	9,67	135 567,85
Accès au TC	17 806 arrêts	Fréquence en pointe (passages-arrêts)	62,46	40	63,93	102 %	0	1 520,00
Commerces et services	18 575 commerces	-	-	-	-	-	-	-

5.1.3.1 Confort des infrastructures routières

La variable originale utilise la classification du réseau cyclable de la région de Portland comme proxy du confort des infrastructures, mais les auteurs soulignent qu'il y aurait plutôt lieu d'utiliser des informations liées au débit de circulation et au gabarit des voies dans une démarche ultérieure (Singleton et al., 2014). La présente démarche emploie plutôt le réseau accessible aux piétons extrait de la base de données d'OpenStreetMap. Chaque segment i du réseau routier mesurant plus d'un mètre se voit attribuer une pondération P selon la formule suivante :

$$P_i = longueur_i * k$$

où k est un poids représentant le confort du segment pour les piétons. Un poids de -1 correspond à un segment au confort faible, un poids de 1 à un segment au confort moyen et un poids de 2 à un segment au confort élevé. Ce poids est déterminé selon le type de voie, l'accès réservé aux piétons et la présence d'une infrastructure cyclable sur la voie. Par exemple, une rue résidentielle se voit attribuer un poids de 2, tandis qu'une artère urbaine reçoit un poids de -1. Les autoroutes et les

¹² Coefficient de variation (μ/σ)

autres infrastructures inaccessibles aux piétons sont exclues de l'analyse. Le poids accordé à chaque type de voie selon les attributs du fichier OSM est présenté à l'annexe B. Le centroïde de chaque segment est ensuite extrait pour être employé dans l'estimation d'une densité de noyau.

Tableau 5.2 : Répartition des segments du réseau routier selon leur niveau de confort

Confort	Nombre de segments
Faible	2 518
Moyen	6 956
Élevé	50 216

5.1.3.2 Taille des îlots

Les îlots du territoire d'étude sont extraits de la base de données d'utilisation du sol de la CMM. Les polygones correspondant à une utilité publique – rue, ruelle ou voie ferrée – ou à un plan d'eau sont tout d'abord éliminés de la base de données. Les polygones contigus sont ensuite fusionnés à l'aide de PostGIS pour former des îlots. Les polygones résultant de cette fusion qui mesurent moins de 250 m² sont exclus de l'analyse puisqu'il s'agit généralement de terre-pleins.

Les îlots sont ensuite classés en quartiles et chaque îlot reçoit un poids correspondant à son quartile, à l'instar de la méthode originale telle que communiquée par M. Chiavarini. Les plus petits îlots, associés à un environnement plus marchable, reçoivent un poids de 4 tandis que les plus grands îlots reçoivent un poids de 1. Le tableau 5.3 présente les seuils des quartiles. Le centroïde de chaque îlot est ensuite extrait pour être employé dans l'estimation d'une densité de noyau.

Tableau 5.3: Pondération de la variable *Taille des îlots*

Pondération	Quartiles
4	< 2 425 m ²
3	2 425 m ² - 6 156 m ²
2	6 156 m ² - 12 990 m ²
1	> 12 990 m ²

5.1.3.3 Densité de population et d'emplois

Étant donné l'agrégation spatiale des données du Recensement et de l'ENM, il est impossible de les utiliser dans l'outil d'estimation de densité de noyau. En effet, les SR sont des découpages relativement vastes et leurs centroïdes sont en conséquence dispersés sur le territoire. La densité de population et d'emplois D_i est donc calculée de manière uniforme pour un SR i , comme suit :

$$D_i = \frac{(\text{nombre d'emplois} + \text{nombre d'habitants})_i}{\text{superficie}_i}$$

Cette densité est utilisée en lieu et place de la densité de noyau pour les étapes suivantes de construction de l'indicateur (voir section 5.1.4.1 ci-dessous).

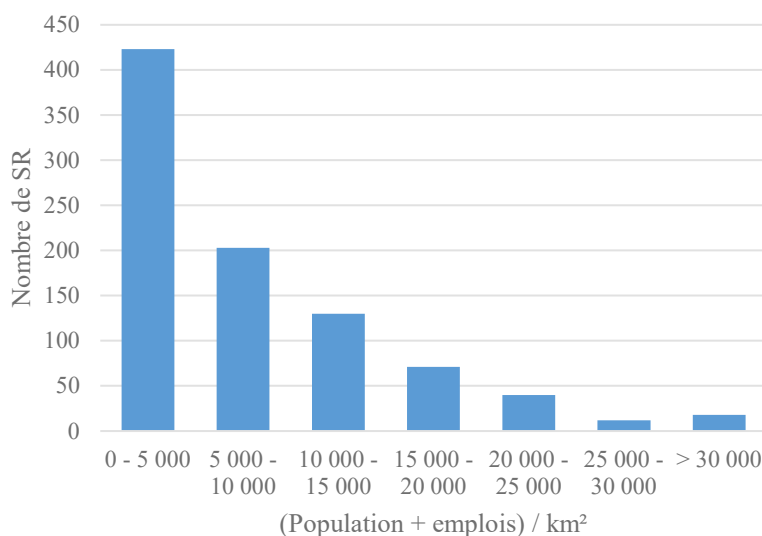


Figure 5.2 : Distribution des SR selon leur densité d'activités

5.1.3.4 Densité de trottoirs

Il n'existe aucune base de données géoréférencée répertoriant les trottoirs à l'échelle de la région métropolitaine de Montréal. Certaines municipalités rendent disponibles, à travers leur portail de données ouvertes, des jeux de données au format Shapefile et les travaux de Martin (2016) ont permis de constituer une couche géoréférencée des rues possédant un trottoir sur le territoire de l'agglomération de Montréal. Toutefois, la majorité des municipalités de la région de Montréal ne produisent pas de tels ensembles de données. De plus, la densité de trottoirs est celle qui obtient la deuxième plus faible pondération dans la formulation originale du PIE (Singleton et al., 2014). Afin de permettre l'opérationnalisation du PIE à l'échelle de la région métropolitaine, cette variable n'est donc pas incluse dans l'adaptation de l'indicateur.

5.1.3.5 Accès au transport collectif

L'accès au transport collectif est calculé comme la fréquence de passage à un arrêt donné lors des périodes de pointe d'une journée de semaine. Un nombre de passages en période de pointe est

calculé à partir des données GTFS. Les trois périodes suivantes, pour la période du lundi au vendredi, sont extraites pour calculer le nombre de passages : de 7h à 8h, de midi à 13h et de 16h30 à 17h30. Ce nombre de passages en période de pointe constitue la variable de pondération de chaque point de la couche d'arrêts qui est employée dans l'outil d'estimation de la densité de noyau.

5.1.3.6 Commerces et services

Les enregistrements correspondant à un commerce ou un service de proximité (voir le tableau 5.4) sont extraits de la base de données *Business Locations*. Un poids de 1 est associé à chaque enregistrement, puisque chaque point de la couche géoréférencée correspond à un seul commerce. La figure 5.3 présente la distribution des principales catégories de commerces.

Tableau 5.4 : Codes SCIAN (2007) sélectionnés pour la variable « commerces et services »

Code SCIAN (2007)	Type de commerce
311811	Boulangeries de détail
312120	Brasseries
444220	Pépinières et centres de jardinage
445110	Supermarchés et autres épiceries (sauf dépanneurs)
445299	Tous les autres magasins d'alimentation spécialisés
445310	Magasins de vin, de bière et de spiritueux
448110	Magasins de vêtements pour hommes
448120	Magasins de vêtements pour femmes
448130	Magasins de vêtements pour enfants et bébés
448140	Magasins de vêtements pour la famille
45111	Magasins d'articles de sport
451310	Librairies et marchands de journaux
452110	Grands magasins
453220	Magasins de cadeaux, d'articles de fantaisie et de souvenirs
512130	Présentation de films et de vidéos
624410	Services de garderie
713940	Centres de sports récréatifs et centres de conditionnement physique
722410	Débits de boissons alcoolisées
722310	Services de restauration contractuels (cafétérias)
722511	Restaurants à service complet
722512	Établissements de restauration à service restreint
812320	Services de nettoyage à sec et de blanchissage (sauf le libre-service)

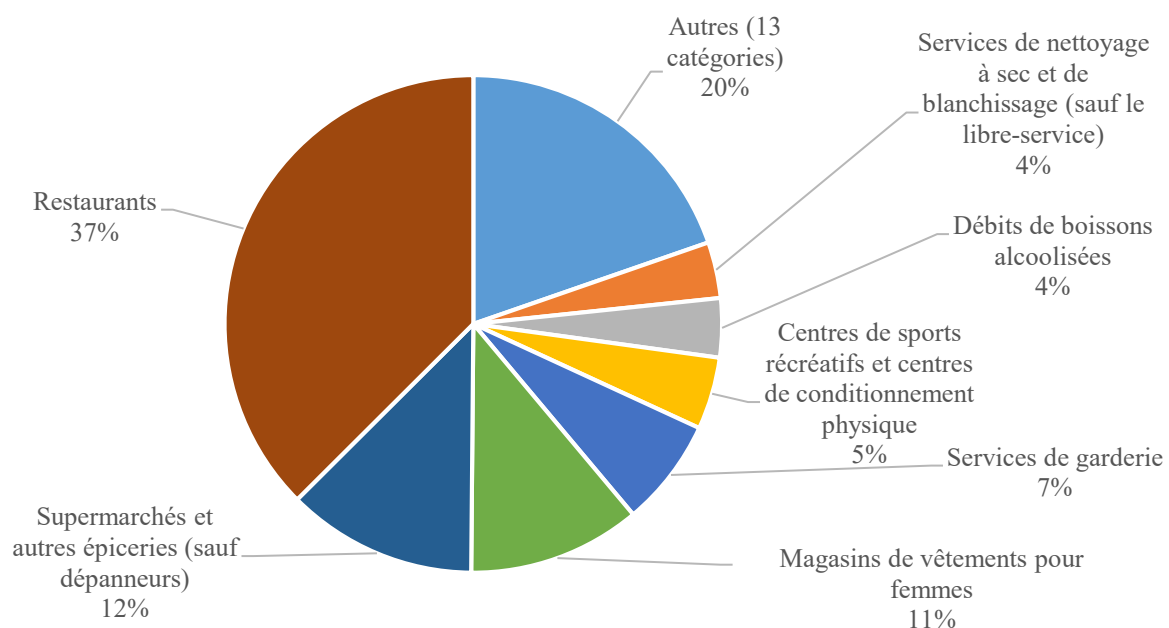


Figure 5.3 : Répartition des différents types de commerces et services

5.1.4 Calcul de l'indicateur

5.1.4.1 Estimation de la densité de noyau

L'outil *Kernel Density Estimation* de la boîte à outils SAGA, dans le logiciel QGIS, permet d'estimer de manière continue la densité d'un ensemble fini de valeurs sur un territoire et de la représenter sous forme d'image matricielle (ou *raster*)¹³. L'outil estime, pour chaque pixel de l'image matricielle en sortie – qui correspond à la cellule de la grille –, la densité de points de la couche en entrée au point correspondant au centroïde de cette cellule. Pour ce faire, un rayon de recherche (ou *bandwidth*) doit être spécifié afin déterminer la distance maximale entre le centroïde de la cellule et un point devant être considéré par l'outil. Une fonction de décroissance appelée le noyau (ou *kernel*) permet de pondérer les points en fonction de leur distance depuis le centroïde de la cellule. Cela a pour résultat de représenter, pour chaque cellule, le nombre de points – le nombre de commerces de proximité, par exemple – situés dans un rayon donné, tout en les pondérant par la distance qui les sépare de la cellule de référence, tel que représenté à la Figure 5.4. Une

¹³ À ne pas confondre avec l'estimation par noyau, une méthode statistique permettant d'estimer la densité de probabilité d'une variable aléatoire.

pondération supplémentaire peut également être effectuée pour chaque point de la couche en entrée à l'aide d'un de ses attributs. La valeur du point sera ainsi multipliée par cet attribut avant d'être pondérée par la fonction de noyau.

Pour calculer chacune des densités de noyau D_i , un noyau quartique est employé :

$$D_i = \sum_{d_x \leq \tau} \left(w_x * \frac{3}{\pi \tau^2} \left(1 - \frac{d_x^2}{\tau^2} \right)^2 \right)$$

où τ représente le rayon de recherche, i la cellule (ou pixel) de référence, d_x la distance entre le centroïde de i et le point x – un commerce, par exemple – et w_x la valeur du champ de pondération pour le point x (Lloyd, 2010, p. 93-95).

La valeur de pondération calculée à la section précédente pour chaque variable, tel que présenté à la figure 5.4, est utilisée comme attribut de pondération. La résolution du raster produit par l'outil est réglée pour correspondre à la taille et au positionnement de la grille présentée à la section 5.1.2 ci-dessus, c'est-à-dire des pixels de 80 mètres de côté. Chaque pixel du raster de densité de noyau est ensuite associé à la cellule correspondante de la grille recouvrant le territoire à l'aide d'une jointure spatiale effectuée dans PostGIS.

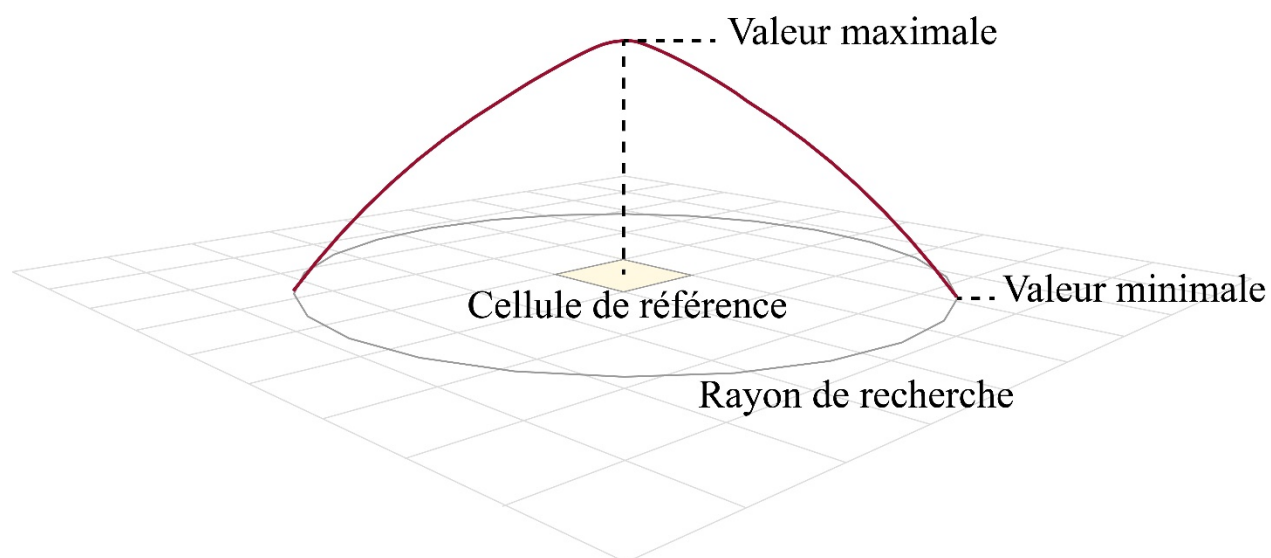


Figure 5.4 : Schéma de la fonction de décroissance employée par l'outil d'estimation de densité de noyau

Tableau 5.5 : Paramètres de calcul de la densité de noyau selon la variable

Variable	Rayon de recherche (τ)	Attribut de pondération (w_x)
Confort des infrastructures	1600 m	Confort (-1, 1 ou 2) * longueur
Taille des îlots	400 m	Quartile de la superficie (1 à 4)
Densité d'activités	-	-
Accès au transport collectif	400 m	Passages-arrêts en pointe
Commerces et services	400 m	-

5.1.4.2 Pondération des variables

$$PIE_i = \sum_{v=1}^5 \beta_v S_{iv}$$

Le PIE est un indice composite qui additionne la valeur pondérée des cinq variables (v) décrites ci-haut, pour chaque cellule i de la grille. L'ensemble des observations pour chaque variable est au préalable reclassé dans un score de 1 à 5 (S_{iv}) selon la méthode des ruptures naturelles (méthode de Jenks) en fonction de la distribution des observations à travers le territoire. Avant d'être additionnés, les scores ainsi obtenus sont pondérés par un facteur (B_v) qui représente leur impact sur le choix de la marche. Ce facteur de pondération correspond au coefficient d'un modèle logit binaire ayant comme variable dépendante le choix de la marche et comme variable explicative la variable visée (v) du PIE. Cinq modèles logit sont donc estimés successivement.

Afin d'estimer ces modèles, il est nécessaire de connaître la valeur de chaque variable v pour la cellule de la grille qui contient le point de production de chaque déplacement enregistré dans l'Enquête OD 2013. Pour ce faire, une jointure spatiale est effectuée avec les déplacements échantillonnés de l'Enquête OD 2013 sur la base du point de production du déplacement¹⁴. La valeur de chaque variable v correspondant à sa cellule de production i est ainsi associée à chaque déplacement.

¹⁴ Pour tous les déplacements ayant comme origine ou comme destination le domicile, c'est celui-ci qui est considéré comme lieu de production du déplacement. Pour ce qui est des autres déplacements, l'origine est considérée comme le point de production.

Tableau 5.6 : Coefficients des modèles logit individuels et pondération des variables du PIE

Variable	Coefficient (β_v)	Coefficient pondéré ($\beta_v * k$)	Valeur minimale pondérée	Valeur maximale pondérée
Confort des infrastructures	0,590	4,13	4,13	20,65
Taille des îlots	0,588	4,11	4,11	20,55
Densité de population et d'emplois	0,800	5,60	5,60	28,00
Accès au transport collectif	0,417	2,92	2,92	14,60
Commerces et services	0,462	3,23	3,23	16,15
Total			20,00	100,00

Une fois les coefficients obtenus, ceux-ci sont ajustés proportionnellement à l'aide d'une constante k (voir le tableau 5.6) pour que la valeur minimale du PIE soit égale à 20 et la valeur maximale à 100 afin d'offrir un score facile à interpréter. Pour chaque cellule, la valeur pondérée et ajustée de chaque variable est additionnée pour obtenir le score final du PIE. La figure 5.5 présente la distribution spatiale des valeurs du PIE sur le territoire à l'étude.

5.2 Distribution spatiale du PIE

Le portrait de la répartition spatiale du PIE représenté à la figure 5.5 fait ressortir de manière assez précise les zones urbanisées de la région métropolitaine de Montréal, tel que présenté à la figure 5.5. On remarque que le centre-ville de Montréal [1], les arrondissements centraux (Le Plateau-Mont-Royal [2], Rosemont–La Petite-Patrie [3], Le Sud-Ouest [4] et Verdun [5], notamment) obtiennent des scores élevés sur une majorité de leur territoire. Hors de ces zones offrant une forte densité, on retrouve également des scores élevés de marchabilité, mais ceux-ci sont surtout concentrés autour des artères commerciales : les zones entourant la rue Fleury dans Ahuntsic–Cartierville [6], le boulevard Décarie à Saint-Laurent [7], le boulevard De la Rousselière à Rivière-des-Prairies–Pointe-aux-Trembles [8], la rue Saint-Charles Ouest à Longueuil [9] et le boulevard Curé-Labelle à Laval [10], par exemple, obtiennent des scores supérieurs à 60 tout en étant situées hors des quartiers centraux.

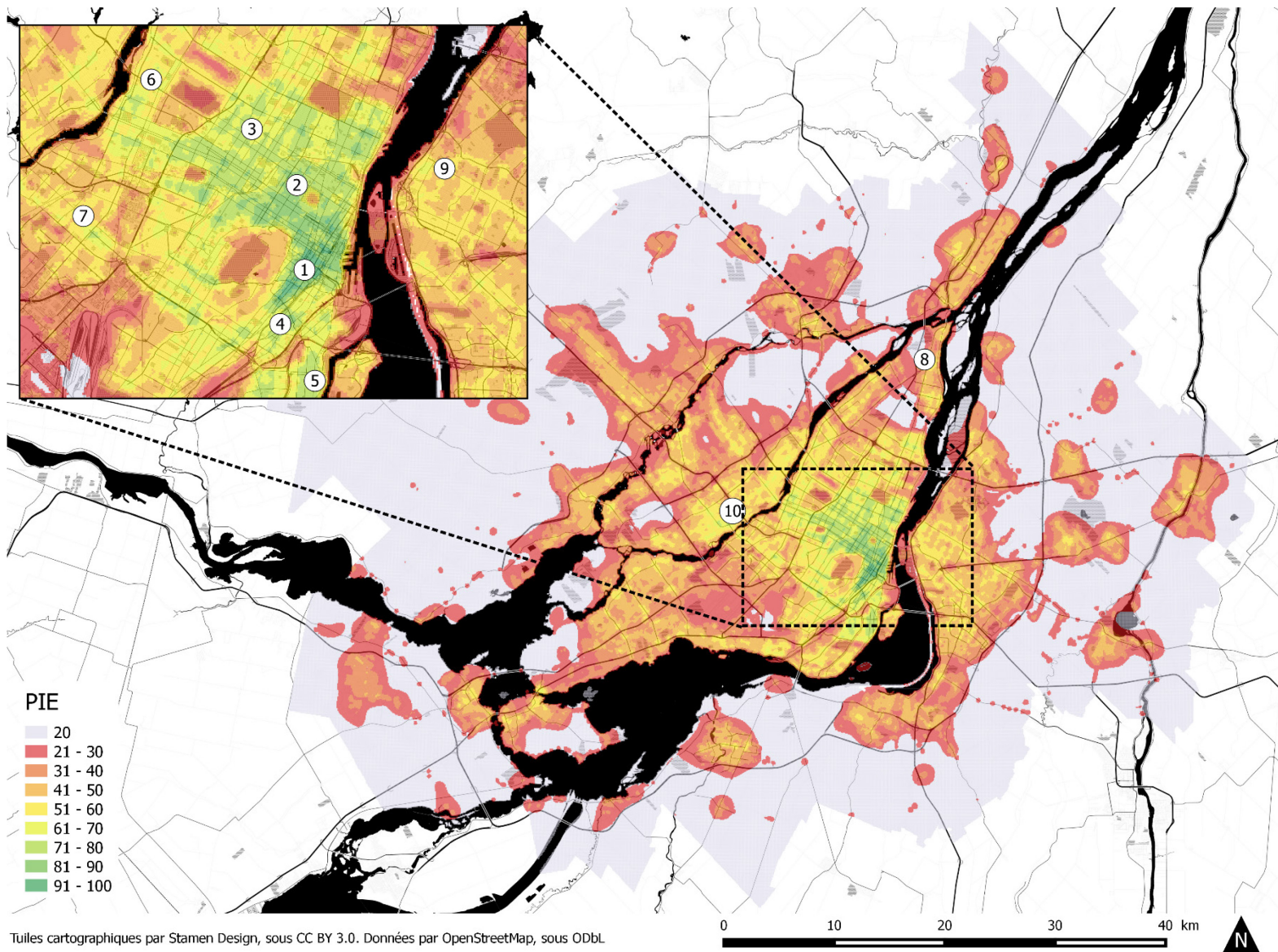


Figure 5.5 : Distribution spatiale du PIE dans la région de Montréal

L'indicateur accorde toutefois un score de marchabilité très faible aux parcs et espaces verts, même en milieu urbain. Le parc Maisonneuve, dans l'arrondissement Rosemont–La Petite-Patrie [11], obtient un score entre 30 et 40, tandis que le parc La Fontaine [12], pourtant situé au cœur d'un des arrondissements obtenant les meilleurs scores, c'est-à-dire Le Plateau-Mont-Royal, obtient un score entre 40 et 50. Cela s'explique par l'absence de données relatives aux espaces verts dans la construction de l'indicateur. L'influence de l'offre en transport collectif semble également peu déterminante puisque les zones situées autour des stations de métro ne se voient pas nécessairement accorder des scores similaires.

Outre le territoire agricole et non urbanisé de la région, les scores les plus faibles sont généralement associés aux zones situées en périphérie des concentrations bâties, aux quartiers industriels et aux abords des grands axes autoroutiers.

5.3 Analyse de sensibilité de l'indicateur

La construction d'un indicateur de marchabilité nécessite de fixer plusieurs paramètres qui peuvent avoir une influence sur sa capacité à représenter l'environnement bâti et, par extension, l'influence de celui-ci sur la pratique de la marche. Afin de mieux saisir ces phénomènes, l'effet de la modification de chacun des paramètres du PIE est étudié afin de saisir leur impact sur le pouvoir explicatif de la mesure. Une nouvelle densité de noyau pour chaque variable est créée pour chacun des paramètres modifiés. De nouvelles ruptures naturelles sont créées afin de classer les valeurs en scores de 1 à 5 et une nouvelle pondération interne est réalisée.

5.3.1 Paramètres de l'indicateur

5.3.1.1 La taille de la cellule

Puisque les indicateurs sont mesurés pour chaque cellule d'une grille, il est nécessaire de s'assurer que la méthode de mesure en elle-même n'introduit pas de biais dans leur formulation. Plusieurs dimensions de cellules sont étudiées afin de s'assurer de la stabilité de l'indicateur lors d'une

modification de ce paramètre, tel que présenté à la figure 5.6. Les dimensions étudiées, en plus de la dimension originale de 80 mètres de côté, sont de 160 mètres¹⁵ et de 283¹⁶ mètres de côté.

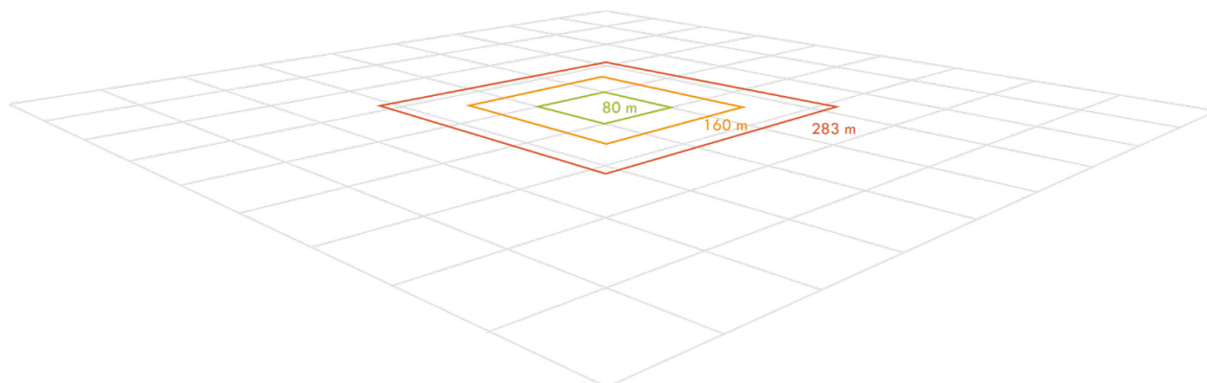


Figure 5.6 : Différentes tailles pour la cellule de référence

5.3.1.2 Le rayon de recherche

Pour chaque point pour lequel on mesure un indicateur de marchabilité – chaque cellule de la grille, en l’occurrence –, on doit déterminer un rayon de recherche, c’est-à-dire la zone autour du point de référence à l’intérieur de laquelle sont comptabilisées les variables de voisinage, tel que présenté à la figure 5.7. Les rayons étudiés sont les suivants :

- 200 mètres;
- 400 mètres;
- 800 mètres;
- 1 200 mètres;
- 1 600 mètres;
- 2 000 mètres.

¹⁵ Correspond au double de l’arête de la cellule de base.

¹⁶ Correspond aux dimensions maximales d’un carré inscrit dans un cercle de 200 mètres de rayon, c’est-à-dire le plus petit rayon de recherche employé.

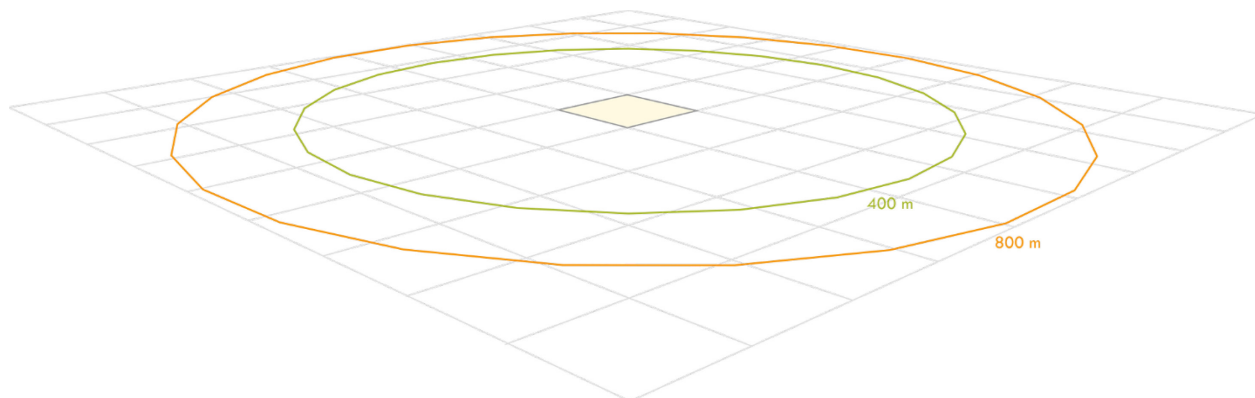


Figure 5.7 : Différents rayons de recherche pour la cellule de référence

5.3.1.3 La fonction de décroissance

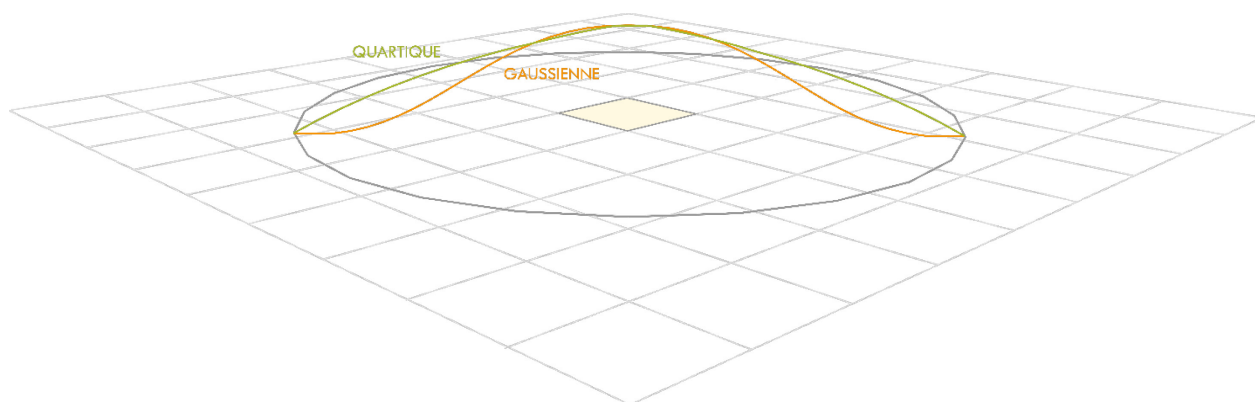


Figure 5.8 : Différentes fonctions de décroissance

Il est également possible de spécifier une fonction de décroissance appliquée à cette zone de recherche. Cette fonction a pour effet de pondérer chaque objet comptabilisé selon la distance qui le sépare du point de référence; plus l'objet est éloigné, moins sa pondération est importante. La figure 5.8 présente les fonctions employées, c'est-à-dire la fonction gaussienne et la fonction quartique. Les fonctions gaussienne et quartique constituent les options offertes par l'outil *Kernel Density Estimation* de la boîte à outils SAGA 2.1.2. La fonction de noyau quartique est décrite à la section 5.1.4.1 ci-dessus, tandis que la fonction gaussienne pour obtenir une densité de noyau D_i va comme suit :

$$D_i = \sum_{d_i \leq \tau} \left(w_x * \left(\frac{1}{\tau \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{d_x^2}{2\tau^2}} \right) \right)$$

où τ représente le rayon de recherche, i la cellule (ou pixel) de référence, d_x la distance entre le centroïde de i et le point x – un commerce, par exemple – et w_x la valeur du champ de pondération pour le point x .

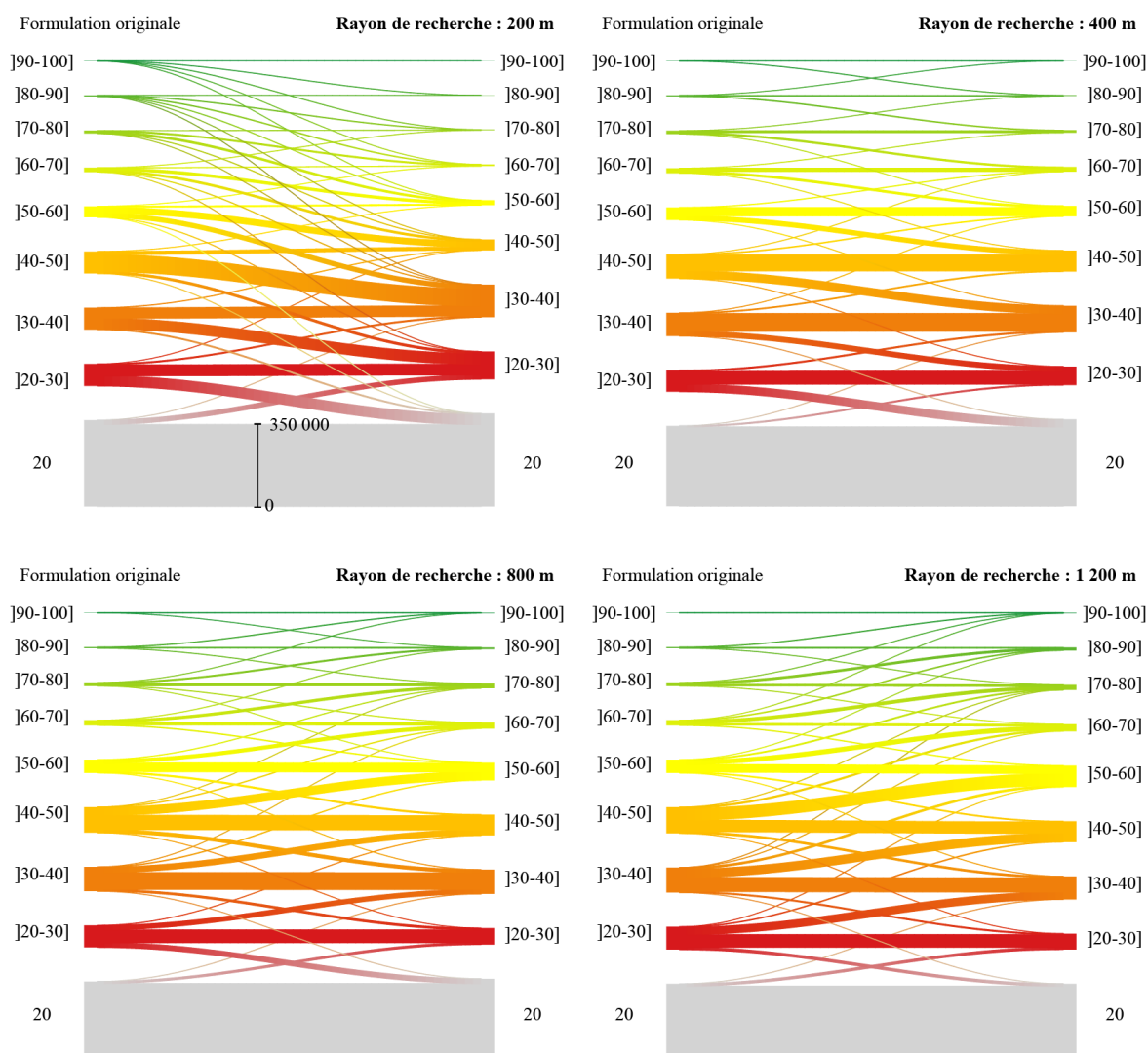


Figure 5.9 : Variation du nombre de cellules selon la classe du PIE, par paramètre modifié

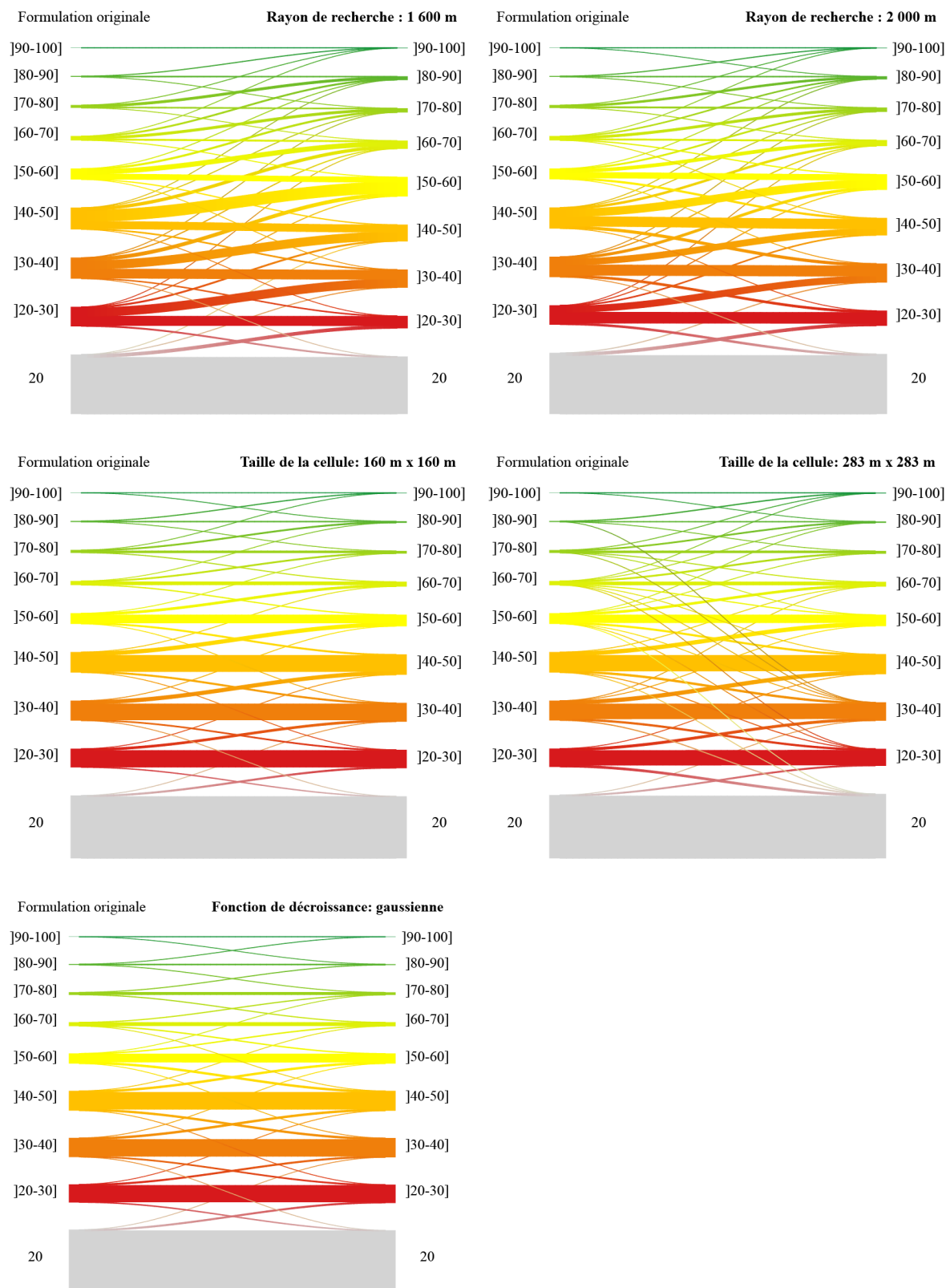


Figure 5.9 : Variation du nombre de cellules selon la classe du PIE, par paramètre modifié (suite)

5.3.2 Variabilité des paramètres

La figure 5.9 ci-dessus illustre les variations, en termes de nombre de cellules de la grille, entre la formulation originale de l'indicateur (à gauche) et une formulation alternative où un paramètre en particulier (le rayon de recherche, la taille de la cellule ou la fonction de décroissance) a été modifié.

5.3.2.1 Variation du rayon de recherche

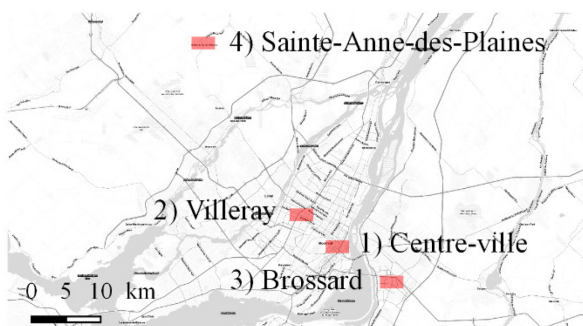
La formulation originale du PIE prévoit un rayon de recherche de 400 mètres pour toutes les variables à l'exception de la variable intitulée *Confort des infrastructures*, pour laquelle un rayon de recherche de 1 600 mètres est employé. Ces paramètres proviennent des travaux de Singleton et al. (2014).

Un rayon de recherche de 200 ou de 400 mètres¹⁷ pour toutes les variables a pour effet de faire diminuer le score de plusieurs zones, un effet qui se fait particulièrement sentir dans les zones ayant un score plus élevé. La figure 5.9 ci-dessus montre par exemple que près de la moitié des zones qui obtiennent un score entre 90 et 100 dans la formulation originale obtiennent plutôt un score de 80 à 90 en utilisant un rayon de 200 mètres. La figure 5.10 ci-dessous permet d'observer la répartition spatiale de cet effet dans quatre quartiers types. On y remarque que cette réduction du rayon de recherche associe un score plus élevé aux quartiers situés en retrait des artères principales.

L'augmentation du rayon de recherche semble avoir l'effet inverse. Avec un rayon de recherche à 800 mètres et, dans une moindre mesure, de 1 200 mètres, un petit nombre de zones en milieu urbain et suburbain voient leur score diminuer tandis que la majorité des zones voient leur score rester stable ou augmenter (voir figure 5.10). On assiste ainsi à une uniformisation spatiale du score, c'est-à-dire que les zones contiguës obtiennent un score plus similaire aux zones voisines, offrant un portrait moins granulaire du territoire. L'augmentation du rayon de recherche à 1 600 mètres résulte en la plus grande modification des scores, plus de la moitié des zones obtenant un score supérieur d'une ou deux classes, un effet qui s'amenuise en augmentant le rayon à 2 000 mètres.

¹⁷ Il est à noter que la formulation utilisant un rayon de 400 mètres ne diffère de la formulation générale que par l'emploi d'un rayon de 400 mètres pour la variable *Confort des infrastructures* au lieu d'un rayon de 1 600 mètres.

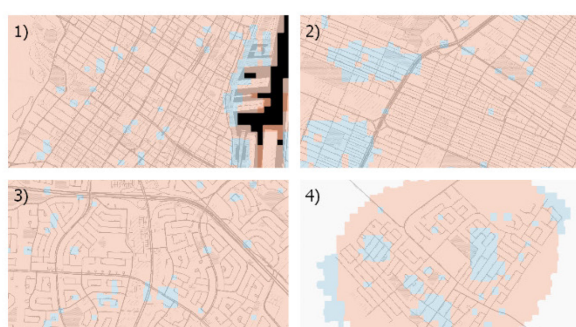
Localisation des quartiers type



Rayon de recherche - 200 m



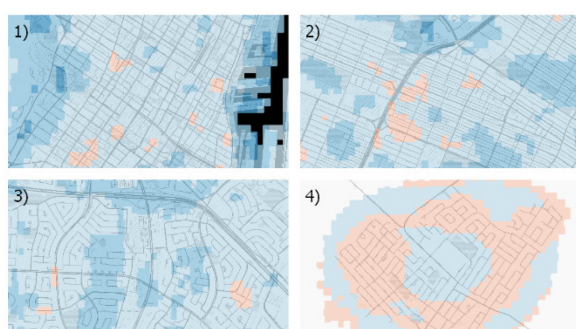
Rayon de recherche - 400 m



Rayon de recherche - 800 m



Rayon de recherche - 1 200 m

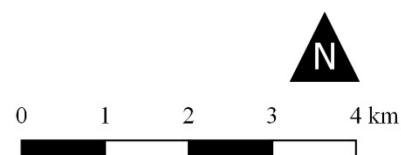
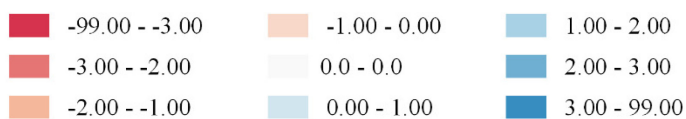


Rayon de recherche - 1 600 m



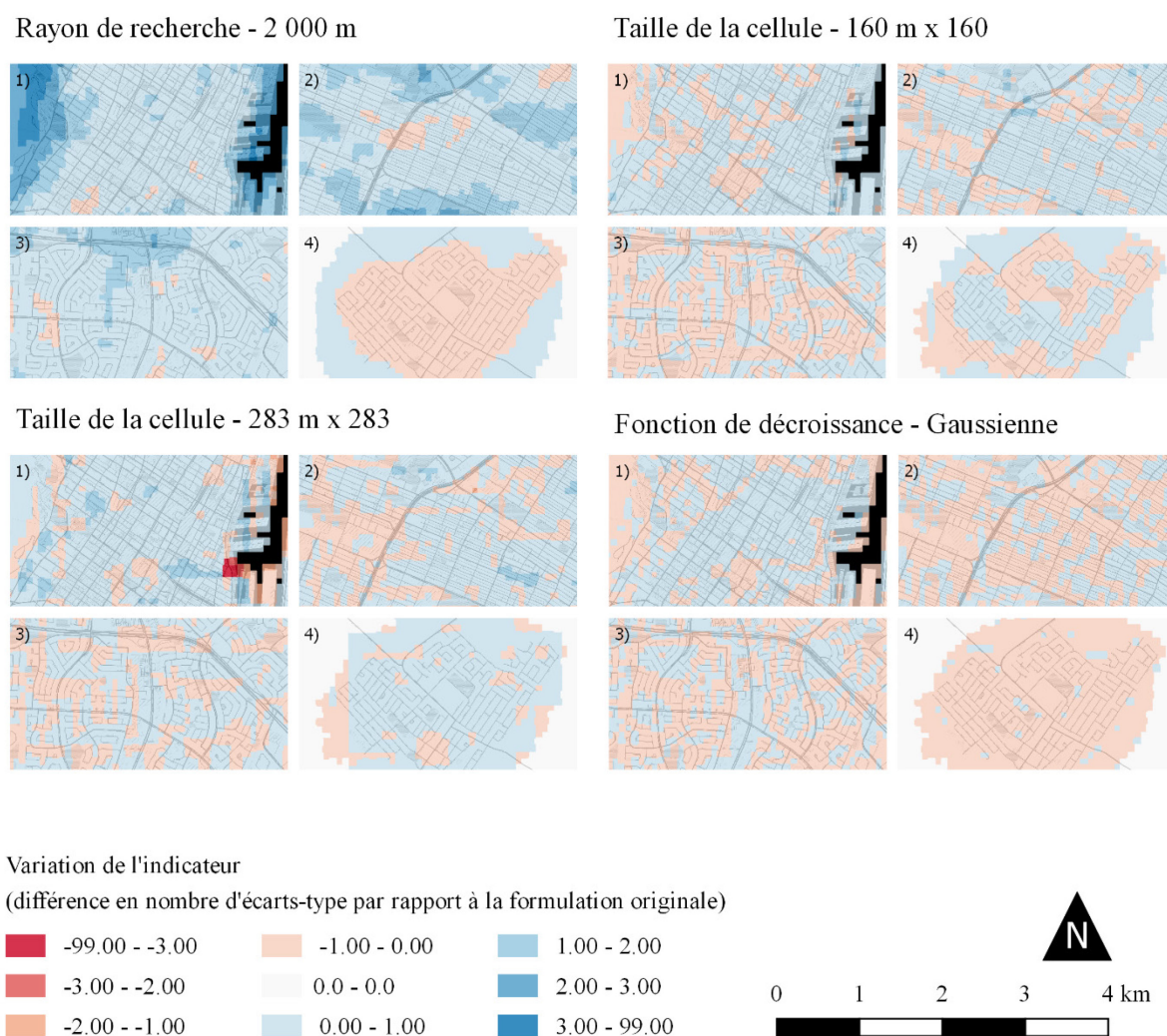
Variation de l'indicateur

(différence en nombre d'écarts-type par rapport à la formulation originale)



Tuiles cartographiques par Stamen Design, sous CC BY 3.0. Données par OpenStreetMap, sous ODbL.

Figure 5.10 : Variation du PIE selon le paramètre modifié



Tuiles cartographiques par Stamen Design, sous CC BY 3.0. Données par OpenStreetMap, sous ODbL.

Figure 5.10 : Variation du PIE selon le paramètre modifié (suite)

5.3.2.2 Variation de la taille de la cellule et de la fonction de décroissance

L'augmentation de la taille de la cellule semble avoir un effet plus marqué en milieu urbain qu'en milieu suburbain ou périurbain, selon la figure. En effet, les zones stables sont plus nombreuses dans les quartiers type de Brossard [3] et de Sainte-Anne-des-Plaines [4] que dans les quartiers type situés sur l'île de Montréal. Les zones résidentielles semblent obtenir un score plus élevé et les zones mixtes ou situées près des artères obtiennent un score plus bas.

L'emploi d'une fonction de décroissance gaussienne plutôt qu'une fonction quartique semble, pour sa part, avoir pour effet d'attribuer un score plus élevé aux zones de forte concentration d'activités et d'infrastructures et un score moins élevé aux zones résidentielles, comme en témoigne la figure 5.10. Cela s'explique par le poids plus faible accordé aux points situés en périphérie de la zone de recherche, puisque la fonction gaussienne décroît plus rapidement que la fonction quartique (voir figure 5.8).

5.4 Corrélation entre la valeur du PIE et la pratique de la marche

Afin d'évaluer le potentiel du PIE pour décrire l'environnement urbain dans le contexte du choix de la marche, une analyse de la valeur de l'indicateur à l'origine des déplacements observés dans l'Enquête OD 2013 est effectuée. Pour ce faire, la valeur du PIE de la cellule où se trouve l'origine de chaque déplacement de la base de données est associée à ce même déplacement à l'aide d'une jointure spatiale réalisée dans PostGIS. Il est ainsi possible de compiler, pour chaque classe du PIE à l'origine, la part des différents modes.

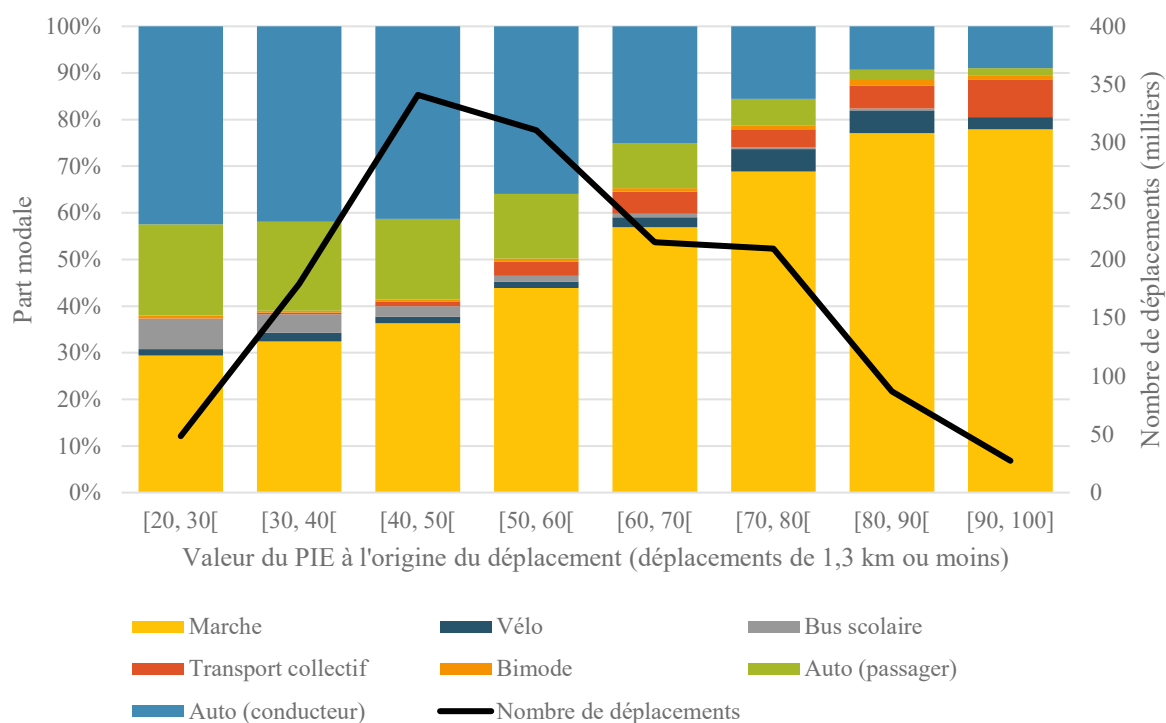


Figure 5.11 : Part modale selon la valeur du PIE pour les déplacements courts

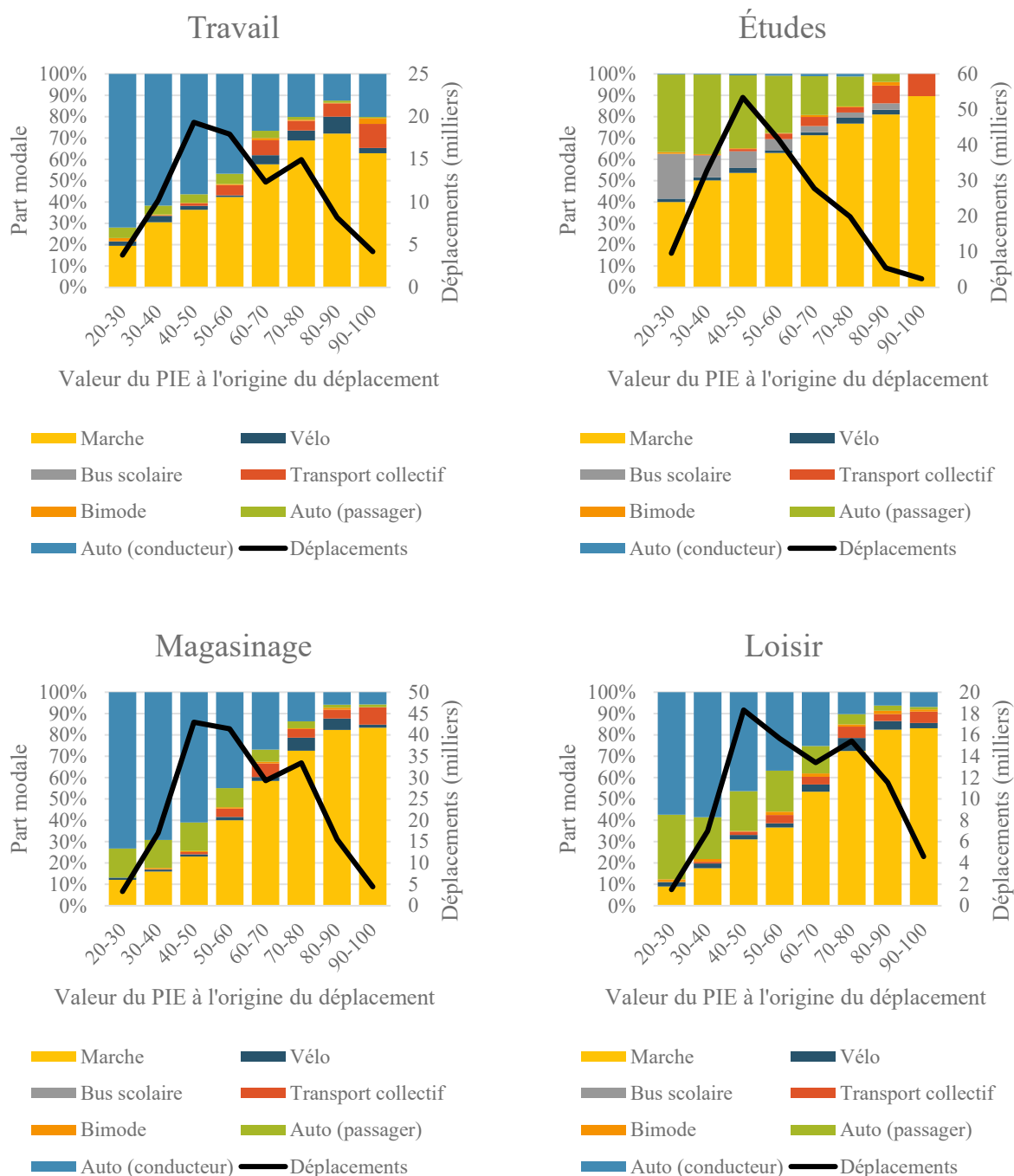


Figure 5.12 : Répartition modale selon la valeur du PIE à l'origine et le motif du déplacement (déplacements de moins de 1,3 km)

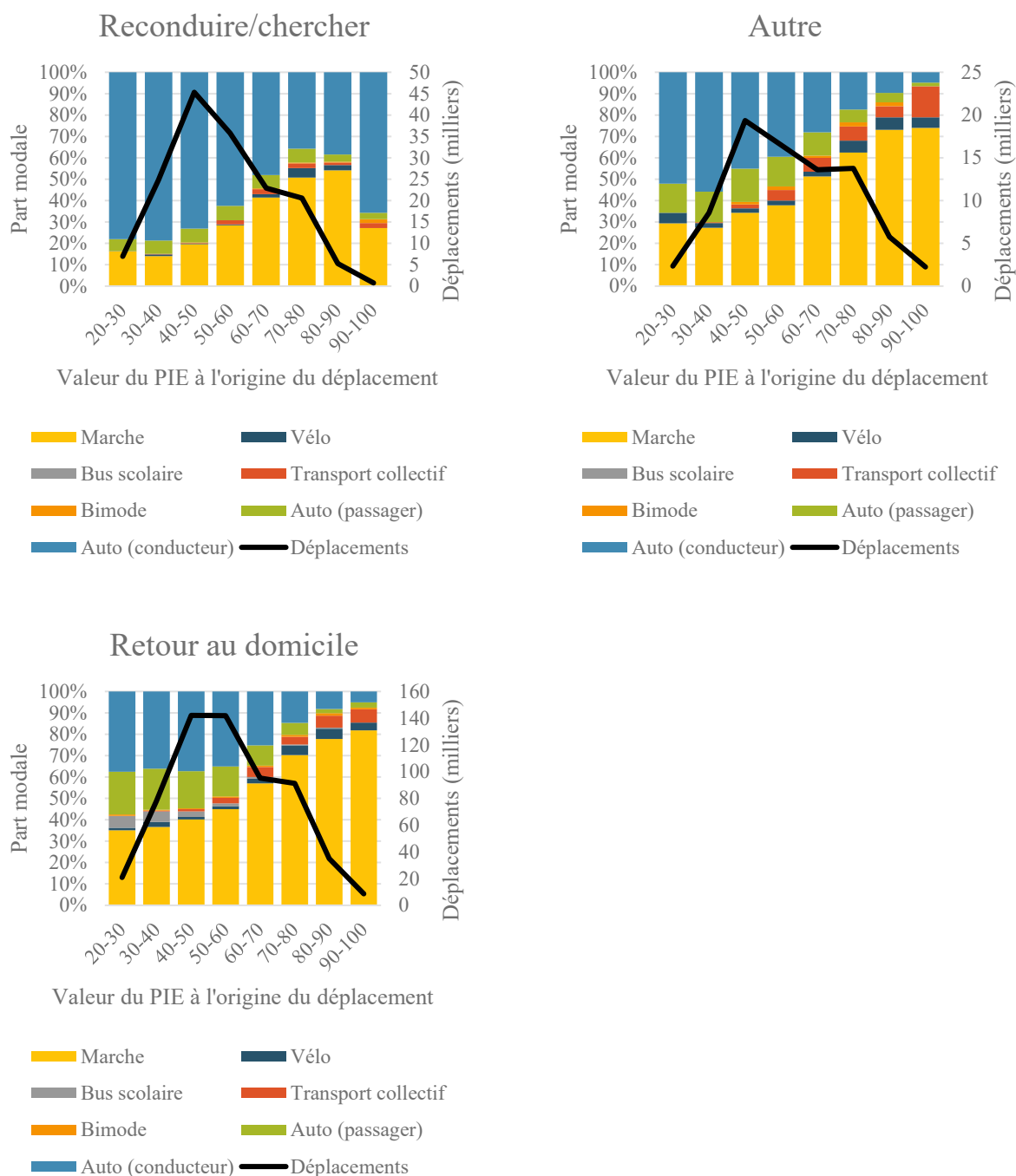


Figure 5.12 : Répartition modale selon la valeur du PIE à l'origine et le motif du déplacement (déplacements de moins de 1,3 km) (suite)

Une analyse préliminaire démontre que la part modale de la marche semble être liée à la valeur du PIE. En effet, comme le montre la figure 5.11, environ 30 % des déplacements courts dont l'origine est située dans une zone où la valeur du PIE est faible sont réalisés à pied, tandis que cette part

augmente à près de 80 % lorsque la valeur du PIE à l'origine dépasse 80. Cela semble mettre en relief un lien entre cet indicateur et la pratique de la marche dans le contexte de la région de Montréal.

Cette corrélation est également observable lorsque l'on segmente la base de données de déplacements courts selon le motif, tel que présenté à la figure 5.12. La progression de la part modale de la marche ne se produit toutefois pas de la même manière selon le motif du déplacement. En effet, si près de 40 % des déplacements scolaires sont effectués à pied dans les zones où la valeur du PIE à l'origine est la plus faible, moins de 10 % des déplacements de loisir sont effectués à pied dans les mêmes zones. On remarque également, à valeur égale du PIE, une plus forte présence de l'automobile dans le choix du mode de transport pour les déplacements à motif travail que dans le cas des motifs magasinage et loisir.

Le PIE apparaît donc comme une mesure dont le transfert à une autre région métropolitaine, en l'occurrence la région de Montréal, est possible. Les différentes variables qui le composent peuvent être recréées à l'aide de jeux de données locaux et l'indicateur présente toujours, à première vue, une corrélation avec la pratique de la marche. Cette corrélation est étudiée plus en profondeur dans les deux chapitres suivants à l'aide d'une démarche de modélisation du choix modal.

CHAPITRE 6 MODÉLISATION DE LA DEMANDE PIÉTONNE SELON DIFFÉRENTS BASSINS DE DÉPLACEMENTS

La modélisation du choix modal est une démarche permettant d'estimer l'effet observé d'un ensemble de variables indépendantes sur le choix d'un mode de transport. L'objectif du présent chapitre est de mesurer la contribution de l'ajout d'une variable représentant l'environnement urbain, en l'occurrence le PIE, à un modèle de choix discret appliqué à la pratique de la marche. Différents ensembles de déplacements sont utilisés afin d'identifier le modèle offrant la meilleure estimation du choix de la marche, ainsi que la variation de la performance de l'indicateur, selon le bassin de compétitivité¹⁸ employé. Deux calculs sont d'abord employés afin d'établir l'appartenance d'un déplacement au bassin de compétitivité de la marche: un calcul agrégé, qui tient compte de la longueur du déplacement seulement (section 6.1), et un calcul détaillé, qui tient aussi compte des caractéristique sociodémographiques de l'individu, de la structure de la chaîne de déplacements ainsi que du motif du déplacement visé (section 6.2). Une série de modèles segmentés selon le motif du déplacement est ensuite élaborée à la section 6.3.

6.1 Modélisation du choix de la marche pour un déplacement court – Calcul agrégé du bassin de compétitivité

6.1.1 Description des données

Les déplacements destinés à la modélisation proviennent de la base de données de l'Enquête OD 2013. Les déplacements dont la longueur est supérieure à la distance-seuil des déplacements à pied, c'est-à-dire 1,3 kilomètre (voir section 4.1), sont exclus. Les déplacements dont le motif est le retour au domicile sont également exclus, puisque le choix du mode lors de ces déplacements est généralement contraint par les déplacements précédents (Sicotte, 2014). L'ensemble de déplacements sélectionné compte ainsi 35 481 enregistrements représentant 804 162 déplacements. La part modale de la marche y est de 46,92 %. Cet ensemble est divisé en deux jeux distincts, un jeu d'entraînement (70 % de la base de données) et un jeu de validation (30 %). Chaque observation

¹⁸ Se référer à la section 4.1 pour la définition du concept de bassin de compétitivité.

du jeu de validation est reproduite en fonction de son facteur de pondération pour obtenir une base de données représentant le nombre de déplacements réels. Le tirage aléatoire d'un nombre entre 0 et 1 permet d'arrondir à l'unité près, à la hausse ou à la baisse. Par exemple, un déplacement caractérisé par un facteur de pondération de 25,33 donnera 25 (66 % de probabilité) ou 26 (33 % de probabilité) déplacements dans la base de données de validation.

Les modèles de choix présentés ci-dessous sont estimés à partir des enregistrements non pondérés du jeu d'entraînement, puis une démarche de prévision du choix modal est effectuée à l'aide des déplacements reconstruits du jeu de validation pour évaluer l'efficacité du modèle à prévoir le choix modal.

6.1.2 Description des modèles de choix

Les modèles élaborés dans le cadre du présent mémoire sont des modèles de choix discret appartenant à la famille des régressions logistiques. Ce type de modèle est commun dans la littérature sur le choix modal puisqu'il permet, contrairement à une régression linéaire traditionnelle, de modéliser une variable dépendante discrète. Dans le cas présent, le modèle choisi est la régression logistique binomiale. Celle-ci modélise l'effet d'un ensemble de variables indépendantes sur la probabilité qu'une variable dépendante binaire, en l'occurrence le choix de la marche pour effectuer un déplacement donné, soit vraie.

La régression logistique binomiale permet de calculer l'espérance $E(Y|x)$ ¹⁹ de la manière suivante :

$$E(Y|x) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x}}$$

La transformation de $E(Y|x)$, notée de manière simplifiée $\pi(x)$, à l'aide de la fonction logit permet d'estimer un modèle linéaire de la manière suivante :

¹⁹ C'est-à-dire l'espérance conditionnelle, comprise entre 0 et 1, de la variable dépendante Y , qui correspond à la probabilité de $Y = 1$, pour une valeur donnée de la variable indépendante x .

$$g(x) = \ln \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right]$$

$$= \beta_0 + \beta_1 x$$

(Hosmer & Lemeshow, 1991)

Un modèle de base comprenant seulement les variables de contrôle, élaboré à l'aide du logiciel R, version 3.3.1 (R Core Team, 2016), est employé comme modèle de référence. Un second modèle, intégrant cette fois-ci le PIE pour représenter l'environnement urbain, est estimé et comparé au modèle de référence afin d'évaluer l'impact de l'ajout de cette variable sur l'ajustement du modèle. Afin de faciliter la compréhension du texte, les modèles sont numérotés 1 et 2, respectivement.

6.1.3 Structure des données

Diverses variables indépendantes sont employées dans les modèles de choix afin de prendre en considération l'effet des caractéristiques du ménage, de l'individu et du déplacement sur le choix de la marche :

- Le nombre d'individus que comprend le ménage;
- Le taux d'accès à une automobile au sein du ménage;
- La région du lieu de résidence du ménage;
- Le genre de l'individu;
- L'âge de l'individu;
- Le motif du déplacement;
- La longueur du déplacement;
- La complexité de la chaîne de déplacements;
- La présence d'une autoroute à proximité du point d'origine du déplacement²⁰.

²⁰ Cette variable est incluse dans les modèles de choix puisqu'elle s'est montrée significative dans les modèles de validation du PIE lors de son application originale dans la région de Portland, Oregon (Clifton, Kelly J et al., 2013). Il est à noter qu'elle ne distingue pas les autoroutes en souterrain des autoroutes au niveau du sol, en tranchée ou

Tableau 6.1 : Variables indépendantes discrètes

Variables relatives au ménage		Nom de la variable
Taille du ménage	1 personne	m_pers[1,2[
	2 personnes	m_pers[2_3[
	3 personnes	m_pers[3_4[
	4 personnes et plus	m_pers[4_99[
Accès à une automobile	Aucun accès à une automobile	acces_auto0
	Accès partagé à une automobile	acces_auto[0,1[
	Accès exclusif à une automobile	acces_auto1
Région de résidence	Montréal – Centre-ville	origine_region1
	Montréal – Centre	origine_region2
	Montréal – Est	origine_region3
	Montréal – Ouest	origine_region4
	Agglomération de Longueuil	origine_region5
	Laval	origine_region6
	Courette Nord	origine_region7
	Courette Sud	origine_region8
Variables relatives à la personne		
Genre	Femme	p_sexe2
	Homme	p_sexe1
Groupe d'âge	Entre 5 et 15 ans	p_age[5,16[
	Entre 16 et 24 ans	p_age[16,25[
	Entre 25 et 64 ans	p_age[25,65[
	65 ans et plus	p_age[65,99[
Variables reliées au déplacement		
Longueur du déplacement	Moins de 200 m	dist_reseau[0,200[
	200 m à 399 m	dist_reseau[200,400[
	400 m à 799 m	dist_reseau[400,800[
	800 m et plus	dist_reseau[800,1e-08[
Complexité de la chaîne de déplacements	Chaîne simple	type_chainesimple
	Chaîne complexe	type_chaine complexe
Présence d'une autoroute dans un rayon de 200 m du point d'origine	Oui	autoroute_oTRUE
	Non	autoroute_oFALSE

surélevées, et qu'elle ne considère que les axes appartenant au réseau autoroutier tel que déterminé par le MTMDDET (identifié par un numéro inférieur à 100 ou supérieur à 400). Cela peut occulter l'effet de la présence d'un axe de gabarit autoroutier mais n'appartenant pas au réseau supérieur, tel que la route 116 dans l'agglomération de Longueuil.

Les variables continues sont discrétisées en différentes catégories sous la forme de variables binaires afin de tenir compte de leur effet non-linéaire sur la pratique de la marche. Le tableau 6.1 présente la catégorisation des différentes variables explicatives. Une catégorie de référence est identifiée pour chaque variable, à savoir la catégorie regroupant le plus d'enregistrements. Celle-ci est représentée en gras dans le tableau et reste la même dans l'ensemble des modèles subséquents.

Il est important de noter que dans l'approche de modélisation choisie, les caractéristiques du déplacement sont considérées comme étant indépendantes du choix modal. En effet, on pose l'hypothèse que la décision de se rendre à une destination donnée pour un motif donné ne dépend pas du mode de transport utilisé. Cela constitue une simplification du processus réel du choix modal. Cette hypothèse est toutefois nécessaire à la modélisation du choix modal à partir de données issues d'une enquête de type Origine-Destination (voir Sicotte, 2014).

6.1.4 Analyse de corrélation

Afin d'éviter tout biais dans l'interprétation des résultats du modèle, les variables indépendantes – incluant le PIE – ne doivent pas être fortement corrélées entre elles lors de l'estimation de celui-ci. Une analyse de corrélation est donc effectuée à l'aide de R pour identifier les variables dont le coefficient de corrélation de Pearson est supérieur à $|0,4|$, tel que représenté à la figure 6.1. Pour chaque paire de variables fortement corrélées, une des deux variables binaires est retirée en prenant soin de ne pas introduire de confusion dans l'interprétation des variables explicatives. Les variables *m_pers*[4,99[– les ménages de plus de quatre personnes – ainsi que *origine_region1* – les déplacements dont l'origine est située au centre-ville de Montréal – sont ainsi retirées du processus de modélisation. Afin de simplifier l'interprétation des résultats, la variable *m_pers*[3,4[– les ménages de 3 personnes – est également retirée. Sans cette opération, la catégorie de référence représenterait un ménage de deux personnes ou de quatre personnes et plus, ce qui pourrait compliquer l'analyse des résultats du modèle explicatif. La catégorie de référence pour le nombre de personnes dans un ménage devient ainsi les ménages de plus d'une personne.

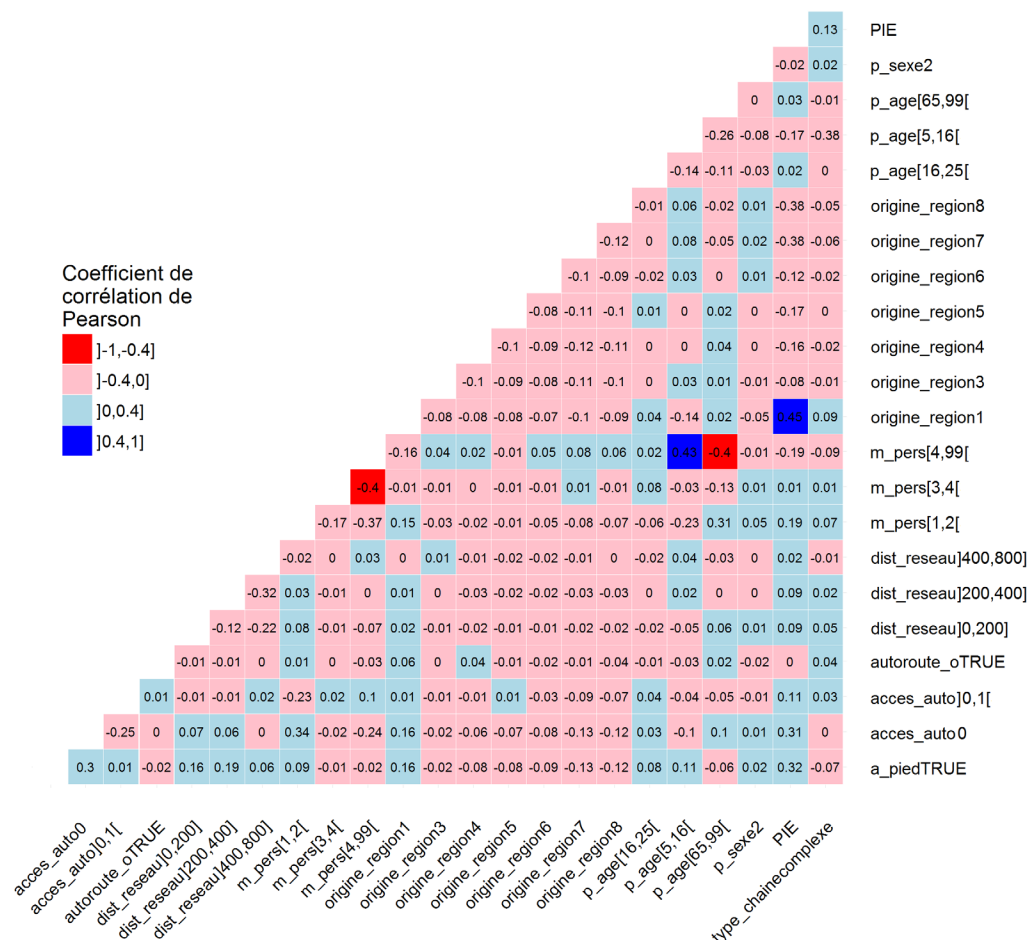


Figure 6.1 : Matrice de corrélation (modèles 1 et 2)

À la suite de ce processus, on obtient une liste des variables de contrôle qui peuvent être employées dans le modèle de choix discret. Le tableau 6.2 offre un résumé de la distribution de ces variables dans la base de données des déplacements. L'individu de référence pour le modèle, c'est-à-dire l'individu dont la fonction logit correspond à la fonction d'utilité suivante :

$$g(x) = \beta_0$$

où β_0 représente la constante du modèle, est donc un homme de 25 à 64 ans n'habitant pas seul, qui réside dans un quartier central de Montréal et jouissant d'un accès exclusif à une automobile. Le déplacement de référence est un déplacement à motif contraint – travail ou études – qui fait

partie d'une chaîne simple et mesure plus de 800 mètres, tandis qu'aucune autoroute n'est présente dans un rayon de 200 mètres de son origine.

Tableau 6.2 : Description des variables du modèle de choix modal (modèles 1 et 2)

(N = 35 481)	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart type	Coefficient de variation
a_piedTRUE	0	1	0,462	0,499	108 %
m_pers[1,2[0	1	0,137	0,344	251 %
acces_auto0	0	1	0,166	0,372	224 %
acces_auto]0,1[0	1	0,245	0,430	176 %
origine_region3	0	1	0,087	0,282	324 %
origine_region4	0	1	0,093	0,291	312 %
origine_region5	0	1	0,084	0,277	331 %
origine_region6	0	1	0,067	0,251	372 %
origine_region7	0	1	0,116	0,320	277 %
origine_region8	0	1	0,103	0,304	295 %
p_sexe2	0	1	0,551	0,497	90 %
p_age[5,16[0	1	0,250	0,433	173 %
p_age[16,25[0	1	0,055	0,229	413 %
p_age[65,99[0	1	0,166	0,372	224 %
dist_reseau]0,200]	0	1	0,075	0,264	350 %
dist_reseau]200,400]	0	1	0,153	0,360	235 %
dist_reseau]400,800]	0	1	0,367	0,482	131 %
type_chaine complexe	0	1	0,691	0,462	67 %
autoroute_oTRUE	0	1	0,046	0,210	453 %
PIE	20,000	95,886	56,009	16,325	29 %

6.1.5 Estimation du modèle de base

Le tableau 6.3 présente les résultats de l'estimation du modèle de base, c'est-à-dire le modèle qui inclut toutes les variables de contrôle mais pas le PIE. Toutes les variables de contrôle sont significatives à $p < 0,001$, sauf dans le cas de la présence d'une autoroute dans un rayon de 200 mètres de l'origine où la variable est significative à $p < 0,05$. À l'aide des rapports de cote (*odds ratios*), qui représentent l'effet d'une augmentation de 1 d'une variable indépendante sur les chances (*odds*) de choisir la marche pour un déplacement²¹, il est possible de comprendre la

²¹ Rapport de cote = $Probabilité_{marche} / Probabilité_{autre\ mode}$

corrélation des différentes variables avec la pratique de la marche. Un rapport de cote supérieur à 1 indique une chance accrue de marcher par rapport à la catégorie de référence, tandis qu'un rapport entre 0 et 1 indique une chance moindre de choisir la marche. Pour la suite de ce mémoire, le mot « chances » décrira le rapport de cote. Ainsi, un rapport de cote de 1,02 pour une variable donnée x signifie qu'une valeur de x égale à 1 – c'est-à-dire que x est vraie s'il s'agit d'une variable binaire – indique que les chances de choisir la marche sont de 1,02 fois supérieures par rapport à une valeur de x égale à 0. Cela équivaut à une augmentation de 2 % des chances de choisir la marche.

6.1.5.1 Effet des variables relatives au ménage

Selon le modèle de base, une personne habitant seule a légèrement plus de chances de choisir la marche pour effectuer un déplacement qu'une personne appartenant à un ménage de deux personnes ou plus. Le taux d'accès à l'automobile dans le ménage est également fortement corrélé à la pratique de la marche. En effet, une personne appartenant à un ménage sans accès à une automobile a plus de cinq fois plus de chances de choisir la marche pour effectuer un déplacement qu'une même personne appartenant à un ménage où chaque détenteur de permis a un accès exclusif à une automobile. Un accès partagé à une automobile au sein du ménage signifie près d'une fois et demie plus de chances de choisir la marche, puisque les personnes qui ne peuvent utiliser le véhicule partagé doivent effectuer un choix parmi les autres modes disponibles. Par ailleurs, les chances de choisir la marche pour un déplacement diminuent proportionnellement à l'éloignement de la région du domicile par rapport au centre de la région, là où les opportunités à distance de marche sont moins nombreuses.

6.1.5.2 Effet des variables relatives à la personne

On peut observer que, selon le modèle développé, les femmes ont plus de chances de choisir la marche pour effectuer un déplacement que les hommes. Les jeunes entre 5 et 25 ans sont également plus susceptibles de marcher que les adultes de la population de référence, tandis que les personnes âgées sont moins susceptibles de faire le même choix. Ces résultats sont cohérents avec, d'une part, la plus faible motorisation des cohortes plus jeunes et, d'autre part, avec les limites physiques qui rendent la marche moins attractive pour les personnes âgées.

6.1.5.3 Effet des variables relatives au déplacement

La variable qui entretient la corrélation la plus forte avec la pratique de la marche est la longueur du déplacement. En effet, pour l'individu de référence, un déplacement de 200 mètres ou moins a plus de sept fois plus de chances d'être effectué à pied que s'il mesure plus de 800 mètres. Un déplacement mesurant entre 201 et 400 mètres, pour sa part, a plus de cinq fois plus de chances d'être réalisé à pied comparativement à un déplacement de plus de 800 mètres, tandis qu'un déplacement mesurant entre 401 et 800 mètres a plus de deux fois plus de chances d'être réalisé à pied, toujours par rapport à un déplacement de plus de 800 mètres. Les déplacements appartenant à une chaîne complexe sont moins susceptibles d'être réalisés à pied que les déplacements faisant partie d'une chaîne simple, tout comme les déplacements ayant leur origine près d'une autoroute.

Tableau 6.3 : Résultats du modèle de choix modal - Variables de contrôle seulement (modèle 1)

	Coefficient	Rapport de cote	Erreur standard	Valeur Z	Pr(> z)	
Constante	-0,796	0,451	0,050	-15,780	4,3E-56	***
m_pers[1,2[0,225	1,252	0,051	4,409	1,0E-05	***
acces_auto0	1,625	5,081	0,049	33,384	2,4E-244	***
acces_auto]0,1[0,312	1,366	0,036	8,619	6,8E-18	***
origine_region3	-0,730	0,482	0,054	-13,553	7,6E-42	***
origine_region4	-0,991	0,371	0,054	-18,297	8,7E-75	***
origine_region5	-1,042	0,353	0,057	-18,422	8,7E-76	***
origine_region6	-1,288	0,276	0,065	-19,837	1,4E-87	***
origine_region7	-1,238	0,290	0,052	-23,871	6,1E-126	***
origine_region8	-1,301	0,272	0,054	-23,903	2,8E-126	***
p_sexe2	0,151	1,163	0,030	5,019	5,2E-07	***
p_age[5,16[0,990	2,691	0,040	24,759	2,5E-135	***
p_age[16,25[1,039	2,827	0,067	15,610	6,2E-55	***
p_age[65,99[-0,335	0,716	0,045	-7,440	1,0E-13	***
dist_reseau]0,200]	2,000	7,391	0,063	31,925	1,2E-223	***
dist_reseau]200,400]	1,662	5,271	0,046	36,265	5,8E-288	***
dist_reseau]400,800]	0,859	2,362	0,034	25,497	2,1E-143	***
type_chaine complexe	-0,256	0,774	0,035	-7,317	2,5E-13	***
autoroute_oTRUE	-0,161	0,851	0,073	-2,197	0,028	*

*** = $p < 0,001$ | ** = $p < 0,01$ | * = $p < 0,05$ | . = $p < 0,1$

6.1.6 Estimation du modèle incluant le PIE

Le tableau 6.4 présente les résultats de l'estimation du modèle incluant le PIE. La variable continue PIE y apparaît comme étant significative à $p < 0,001$. La majorité des variables explicatives conservent un rapport de cote semblable au modèle de base, exception faite de la région de résidence du ménage. En effet, il semblerait que l'inclusion du PIE vienne diminuer l'influence de cette variable. Cela s'explique vraisemblablement par le fait que les valeurs du PIE au sein d'une même région sont du même ordre, même si la corrélation linéaire entre ces variables reste modérée (voir figure 6.1).

Tableau 6.4 : Résultats du modèle de choix modal - Incluant le PIE (modèle 2)

	Coefficient	Rapport de cote	Erreur standard	Valeur Z	Pr(> z)	
Constante	-2,367	0,094	0,120	-19,691	2,6E-86	***
m_pers[1,2[0,176	1,192	0,051	3,422	6,2E-04	***
acces_auto0	1,559	4,754	0,049	31,776	1,4E-221	***
acces_auto]0,1[0,281	1,324	0,036	7,704	1,3E-14	***
origine_region3	-0,338	0,713	0,060	-5,602	2,1E-08	***
origine_region4	-0,521	0,594	0,063	-8,244	1,7E-16	***
origine_region5	-0,542	0,582	0,066	-8,182	2,8E-16	***
origine_region6	-0,841	0,431	0,072	-11,703	1,2E-31	***
origine_region7	-0,564	0,569	0,069	-8,125	4,5E-16	***
origine_region8	-0,600	0,549	0,073	-8,265	1,4E-16	***
p_sexe2	0,159	1,172	0,030	5,255	1,5E-07	***
p_age[5,16[1,047	2,848	0,040	25,942	2,2E-148	***
p_age[16,25[1,063	2,895	0,067	15,921	4,6E-57	***
p_age[65,99[-0,314	0,731	0,045	-6,952	3,6E-12	***
dist_reseau]0,200]	1,946	7,002	0,063	30,897	1,3E-209	***
dist_reseau]200,400]	1,639	5,152	0,046	35,584	2,5E-277	***
dist_reseau]400,800]	0,843	2,323	0,034	24,883	1,1E-136	***
type_chaine complexe	-0,284	0,753	0,035	-8,081	6,4E-16	***
autoroute_oTRUE	-0,136	0,873	0,074	-1,845	0,065	.
PIE	0,023	1,023	0,002	14,477	1,7E-47	***

*** = $p < 0,001$ | ** = $p < 0,01$ | * = $p < 0,05$ | . = $p < 0,1$

En ce qui concerne l'effet du PIE en tant que tel, le modèle assigne à la variable un rapport de cote de 1,023. Pour une variable continue, cela représente l'augmentation des chances de choisir la marche pour une augmentation d'une unité de la variable explicative. Autrement dit, pour chaque

point supplémentaire du PIE – sur son échelle de 20 à 100 – mesuré au point d’origine du déplacement, l’individu appartenant à la classe de référence a 1,023 fois plus de chances de choisir la marche.

Cependant, un tel changement d’une seule unité représente une faible variation dans la structure de l’environnement urbain. En utilisant le coefficient β relatif au PIE, on peut calculer l’effet d’une variation de x à x' de la variable sur les chances de choisir la marche :

$$e^{\beta x'} / e^{\beta x} = e^{\beta(x'-x)}$$

Pour une augmentation de 10 unités dans le score du PIE, un changement davantage perceptible, on obtient ainsi un rapport de cote de 1,261. Un déplacement de la catégorie de référence dont l’origine est caractérisée par une valeur du PIE de 60, par exemple, a ainsi 1,261 fois plus de chances d’être effectué à pied qu’un déplacement dont la valeur du PIE à l’origine est de 50. Cela implique également qu’un déplacement de référence obtenant la valeur maximale du PIE dans la région métropolitaine, c’est-à-dire 95,886, a 6,409 fois plus de chances d’être effectué à pied qu’un déplacement obtenant la valeur minimale, c’est-à-dire 20.

La comparaison du critère d’information d’Akaike (AIC) permet de prendre la mesure de l’ajustement statistique (*model fit*) relatif des modèles. L’AIC est calculé automatiquement par R, mais peut être manuellement calculé comme suit :

$$AIC = -2L + 2P$$

où L représente le maximum de la fonction du logarithme du rapport de vraisemblance (*log-likelihood*) et P le nombre de paramètres du modèle. Ce critère permet la comparaison entre deux modèles ayant été estimés à l’aide du même jeu de données. Le modèle obtenant l’AIC le plus bas est celui qui est le mieux ajusté aux données (Burnham, Kenneth P & Anderson, 2004; R Core Team, 2016).

Le modèle de base obtient un AIC de 27 087, tandis que le modèle incluant le PIE obtient plutôt un AIC de 26 877. En fonction de ce critère, le modèle qui inclut le PIE est plus représentatif de la dynamique de choix modal que le modèle qui n’inclut que les variables de contrôle. On peut donc conclure que l’inclusion du PIE dans un modèle de choix modal appliqué à la marche constitue une amélioration de son pouvoir explicatif.

6.1.7 Validation des modèles de choix modal

À l'aide des modèles estimés sur le jeu d'entraînement, cette étape permet de prévoir la probabilité du choix de la marche pour chaque observation du jeu de validation. Le tableau 6.6 présente la performance des modèles développés quant à leur capacité à prédire le choix de la marche. Les statistiques sur la performance proviennent de la comparaison entre le mode observé et le mode prédit pour chaque enregistrement du jeu de données de validation. Trois indicateurs de performance sont employés : la précision, la sensibilité et la spécificité. Considérant la matrice de résultats représentée au tableau 6.5, la précision est calculée comme $A/(A + C)$, c'est-à-dire le taux de déplacements à pied prédits qui constituent réellement des déplacements observés à pied. La sensibilité est calculée comme $A/(A + B)$, c'est-à-dire le taux de réussite du modèle à produire des vrais positifs²², tandis que la spécificité correspond à $D/(D + C)$, c'est-à-dire le taux de réussite du modèle à produire des vrais négatifs²³.

Tableau 6.5 : Représentation schématique de la matrice de résultats d'un modèle de prévision

Prédit	Observé	
	Marche	Autre mode
Marche	A	C
Autre mode	B	D

On peut observer au tableau 6.6 que l'inclusion du PIE dans le modèle permet d'augmenter très légèrement la précision globale de la prévision du choix modal. En effet, le modèle contenant seulement les variables de contrôle réussit à prédire correctement le choix de la marche dans 63,71 % des cas, tandis que le modèle qui inclut le PIE obtient un taux de succès de 64,08 % des cas. Cette légère augmentation se manifeste autant dans le cas de la sensibilité que de la spécificité.

Tableau 6.6 : Performance des modèles de prévision du choix modal (modèles 1 et 2)

	Modèle 1	Modèle 2
Précision	63,71%	64,08%
Sensibilité	61,33%	61,65%
Spécificité	65,80%	66,23%

²² Un vrai positif représente un déplacement à pied observé qui est prédit comme tel.

²³ Un vrai négatif représente un déplacement qui n'a pas été effectué à pied et qui est prédit comme tel.

En observant le résultat détaillé des prévisions, présenté au tableau 6.7, on remarque que le modèle incluant le PIE permet de prédire correctement le choix du mode pour 351 déplacements de plus que le modèle de base. Les faux positifs et faux négatifs, pour leur part, sont à peu près équivalents, ce qui indique que les modèles n'ont pas tendance à surestimer l'une des deux catégories (marche ou autre mode) par rapport à l'autre. Il est à noter que plusieurs variables ont été retirées du modèle en raison de leur corrélation linéaire, ce qui élimine les erreurs au niveau de l'interprétation de l'apport explicatif des variables mais qui peut réduire les capacités de prévision du modèle. Cela constitue d'ailleurs une limite de la présente méthodologie.

Tableau 6.7 : Matrices de confusion des modèles de prévision du choix modal (modèles 1 et 2)

Modèle 1 (N = 236 409)			Modèle 2 (N = 236 409)		
		Observé			Observé
Prédit	À pied	Autre mode	Prédit	À pied	Autre mode
À pied	67 997	42 929	À pied	68 348	42 401
Autre mode	42 874	82 609	Autre mode	42 523	83 137

6.2 Modélisation du choix de la marche pour un déplacement court – Calcul détaillé du bassin de compétitivité

6.2.1 Détermination d'un bassin de compétitivité détaillé basé sur les déplacements transférables à la marche

Il est possible de préciser davantage l'identification des déplacements transférables à la marche en tenant compte des caractéristiques de la chaîne de déplacements et de l'âge de l'individu, tel que décrit par Morency, Demers et Poliquin (2014).

Tout d'abord, tel que mentionné à la section 4.1 ci-dessus, un déplacement doit, pour être considéré transférable à la marche, être d'une longueur qui permet à la marche d'être un mode compétitif. Toutefois, tous les individus n'ont pas le même rapport à la distance, l'âge et le genre des individus ayant en effet un impact sur la distance au-delà de laquelle la marche n'est plus une alternative compétitive pour leurs besoins. C'est pourquoi la distance-seuil des déplacements, c'est-à-dire la distance qui correspond au 80^e centile des distances parcourues à pied dans l'Enquête OD 2013,

est calculée pour 10 groupes d'âge différents et pour chaque genre. Le tableau 6.8 présente les distances-seuil utilisées.

Tableau 6.8 : Distance-seuil des déplacements à pied selon le groupe d'âge et le genre

Groupe d'âge	Hommes	Femmes
5-6 ans	843 m	873 m
7-8 ans	915 m	893 m
9-10 ans	976 m	1 023 m
11-12 ans	1 118 m	1 100 m
13-14 ans	1 647 m	1 518 m
15-17 ans	1 765 m	1 692 m
18-24 ans	1 824 m	1 810 m
25-40 ans	1 412 m	1 282 m
41-64 ans	1 574 m	1 457 m
65 ans et plus	1 335 m	1 256 m

Pour être considéré transférable à la marche, un déplacement donné doit également appartenir à une chaîne de déplacements qui n'empêche pas le choix de la marche pour ce même déplacement. Par exemple, une chaîne de déplacements formée d'un déplacement de 500 mètres suivi d'un déplacement de 3 000 mètres, puis d'un retour à la maison de 3 500 mètres, ne contient aucun déplacement transférable à la marche. En effet, si le premier déplacement est sous la distance-seuil pour tous les groupes d'âge, les déplacements suivants de la chaîne dépassent cette distance-seuil. Ainsi, un individu qui accomplirait le premier déplacement à pied se verrait contraint d'employer un autre mode pour effectuer le deuxième déplacement et verrait son univers de choix modal limité, à ce moment. Il ne pourrait, par exemple, utiliser son vélo ou son automobile personnelle, puisque ceux-ci sont typiquement conservés au domicile. Le premier déplacement a donc de fortes chances d'être effectué à l'aide du même mode que les déplacements suivants.

Finalement, la totalité de la chaîne à laquelle appartient un déplacement considéré comme transférable à la marche doit être d'une longueur permettant la pratique de la marche pour l'ensemble des déplacements. Cette longueur est fixée par Morency et al. (2014) à quatre fois la distance-seuil fixée pour le groupe d'âge et le genre de l'individu.

Un déplacement effectué à l'aide d'un autre mode que la marche est donc considéré comme transférable à la marche s'il répond aux caractéristiques suivantes :

1. La longueur du déplacement est inférieure à la distance-seuil calculée pour le segment démographique (âge et genre) de l'individu;
2. Tous les déplacements de la chaîne de déplacements correspondante répondent également au critère précédent;
3. La longueur totale de la chaîne de déplacements est inférieure à quatre fois la distance-seuil du segment démographique de l'individu.

Les enregistrements identifiés comme transférables à la marche et les déplacements à pied observés sont par la suite combinés pour former un jeu de données destiné à la modélisation. On compte ainsi 682 794 déplacements à pied et 507 937 déplacements transférables à la marche, pour un total de 1 190 731 déplacements. Les déplacements effectués à pied représentent donc une part de 57,34 % de cet ensemble de déplacements.

6.2.2 Description du modèle

La démarche de modélisation développée dans cette section est la même qu'à la section précédente, mais appliquée cette fois-ci à aux déplacements situés dans le bassin de compétitivité de la marche déterminé selon le calcul détaillé présenté ci-haut. On y retrouve, comme précédemment, un modèle contenant seulement les variables de contrôle ainsi qu'un modèle complet incluant le PIE.

6.2.3 Analyse de corrélation

Une nouvelle analyse de corrélation est réalisée afin de s'assurer que la sélection d'un bassin de déplacements différent n'introduise pas de corrélation linéaire entre certaines variables explicatives. En comparant les figures 6 et 6, on remarque que moins de paires de variables dépassent le seuil de $|0,4|$ dans le cas présent. Il reste cependant nécessaire de retirer les mêmes variables que dans le modèle précédent (voir section 6.1.4). Le tableau 6.9 présente une description des variables explicatives du jeu de données employé dans le modèle de choix modal.

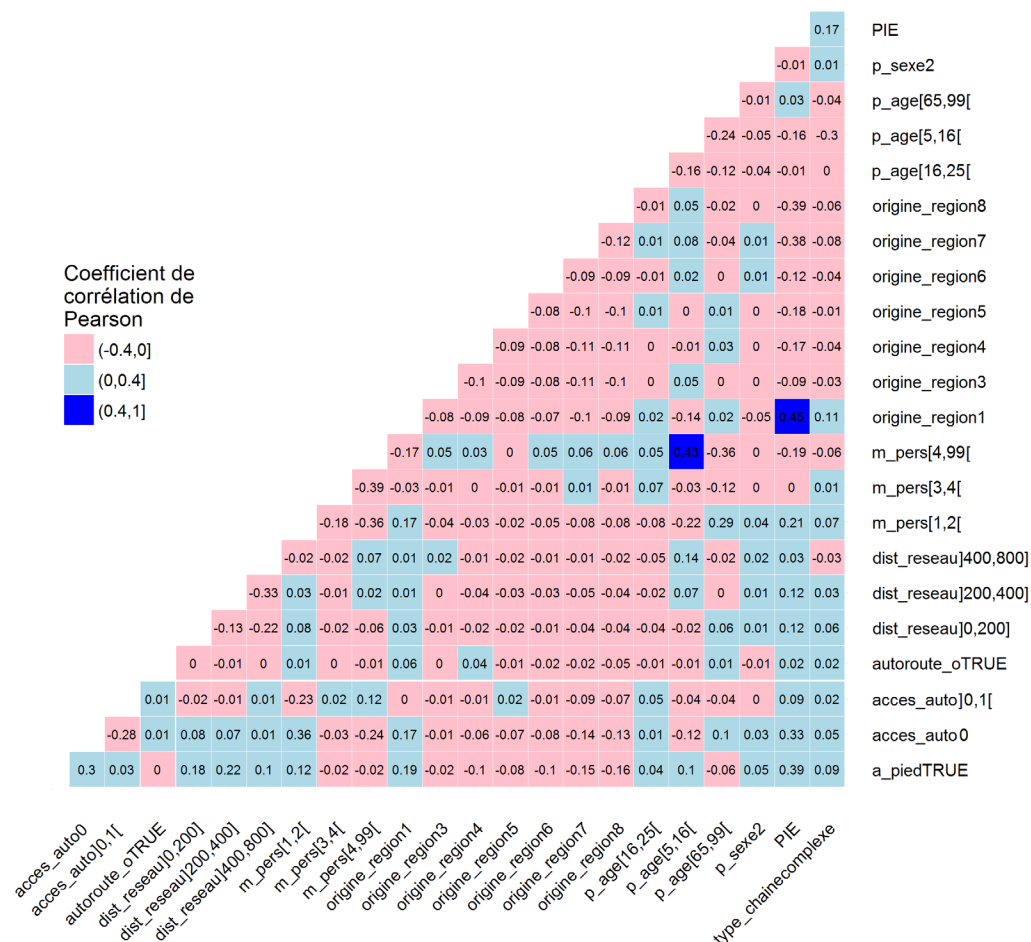


Figure 6.2 : Matrice de corrélation (modèles 3 et 4)

6.2.4 Estimation du modèle de base

Le tableau 6.11 présente les résultats de l'estimation du modèle de base pour les déplacements appartenant au bassin de compétitivité de la marche. Toutes les variables y sont significatives à $p < 0,001$, sauf la présence d'une autoroute dans un rayon de 200 mètres de l'origine qui n'apparaît pas significative.

Tableau 6.9 : Description des variables du modèle de choix modal (modèles 3 et 4)

(N = 28 208)	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart type	Coefficient de variation
a_piedTRUE	0	1	0,576	0,494	86 %
m_pers[1,2[0	1	0,140	0,347	248 %
acces_auto0	0	1	0,189	0,392	207 %
acces_auto]0,1[0	1	0,245	0,430	175 %
origine_region3	0	1	0,084	0,277	330 %
origine_region4	0	1	0,090	0,286	319 %
origine_region5	0	1	0,080	0,271	340 %
origine_region6	0	1	0,062	0,241	390 %
origine_region7	0	1	0,110	0,313	284 %
origine_region8	0	1	0,102	0,303	297 %
p_sexe2	0	1	0,538	0,499	93 %
p_age[5,16[0	1	0,237	0,425	180 %
p_age[16,25[0	1	0,076	0,265	349 %
p_age[65,99[0	1	0,158	0,364	231 %
dist_reseau]0,200]	0	1	0,078	0,269	343 %
dist_reseau]200,400]	0	1	0,159	0,366	230 %
dist_reseau]400,800]	0	1	0,357	0,479	134 %
type_chaine complexe	0	1	0,632	0,482	76 %
autoroute_oTRUE	0	1	0,042	0,200	478 %
PIE	20,000	95,886	56,569	16,503	29 %

6.2.4.1 Effet des variables explicatives

En comparant les résultats du modèle 3, estimé sur un bassin de compétitivité calculé de manière détaillée, à ceux du modèle 1, estimé sur un bassin calculé de manière agrégé (voir le tableau 6.3), on remarque que la précision accrue de la sélection des déplacements amène une variation dans l'effet modélisé des différentes variables de contrôle. Par rapport au modèle 1, les effets de la taille du ménage, du taux d'accès à l'auto, du genre, de l'appartenance au groupe des 65 ans et plus ainsi que de la distance parcourue apparaissent comme étant plus importants dans le modèle 3. Au contraire, la région d'origine du déplacement, l'appartenance au groupe d'âge des 5 à 24 ans ainsi que la présence d'une autoroute à proximité de l'origine du déplacement voient leurs effets réduits.

Tableau 6.10 : Résultats du modèle de choix modal - Variables de contrôle seulement (modèle 3)

	Coefficient	Rapport de cote	Erreur standard	Valeur Z	Pr(> z)	
Constante	-0,854	0,426	0,056	-15,335	4,5E-53	***
m_pers[1,2[0,326	1,385	0,062	5,266	1,4E-07	***
acces_auto0	1,793	6,006	0,062	28,974	1,4E-184	***
acces_auto]0,1[0,409	1,505	0,042	9,684	3,5E-22	***
origine_region3	-0,905	0,404	0,063	-14,281	2,9E-46	***
origine_region4	-1,098	0,334	0,062	-17,826	4,4E-71	***
origine_region5	-1,094	0,335	0,064	-17,112	1,2E-65	***
origine_region6	-1,313	0,269	0,074	-17,841	3,4E-71	***
origine_region7	-1,356	0,258	0,059	-22,870	9,2E-116	***
origine_region8	-1,384	0,251	0,061	-22,540	1,7E-112	***
p_sexe2	0,233	1,263	0,035	6,623	3,5E-11	***
p_age[5,16[0,853	2,346	0,048	17,847	3,1E-71	***
p_age[16,25[0,859	2,360	0,069	12,405	2,5E-35	***
p_age[65,99[-0,385	0,680	0,054	-7,170	7,5E-13	***
dist_reseau]0,200]	2,570	13,068	0,090	28,645	1,9E-180	***
dist_reseau]200,400]	2,030	7,614	0,058	35,272	1,6E-272	***
dist_reseau]400,800]	1,095	2,989	0,039	28,036	6,0E-173	***
type_chaine complexe	0,419	1,520	0,039	10,866	1,7E-27	***
autoroute_oTRUE	-0,048	0,954	0,088	-0,540	0,589	

*** = $p < 0,001$ | ** = $p < 0,01$ | * = $p < 0,05$ | . = $p < 0,1$

La différence la plus marquée réside au niveau du type de chaîne de déplacements : là où, dans le modèle 1 – et donc sans prise en compte de la chaîne dans la sélection des déplacements transférables à la marche –, l'appartenance à une chaîne complexe entraînait une réduction d'environ 30 % des chances de choisir la marche, on remarque dans le modèle 3 l'effet inverse. En effet, un déplacement appartenant à une chaîne complexe aurait 1,52 fois plus de chances d'être effectué à pied qu'un déplacement appartenant à une chaîne simple, toutes les autres variables étant gardées constantes. Une comparaison des jeux d'estimation pour les deux modèles semble confirmer cette relation. En effet, la part modale de la marche pour les chaînes complexes est inférieure à celle que l'on observe pour les chaînes simples dans le cas du modèle 1 (46 % contre 53 %, respectivement), tandis que l'élimination des chaînes non transférables à la marche dans le calcul détaillé du bassin de compétitivité fait augmenter la part modale de la marche des chaînes complexes au-delà de celle que l'on observe pour les chaînes simples (60 % contre 53 %, respectivement).

6.2.5 Estimation du modèle incluant le PIE

Tableau 6.11 : Résultats du modèle de choix modal - Incluant le PIE (modèle 4)

	Coefficient	Rapport de cote	Erreur standard	Valeur Z	Pr(> z)	
Constante	-3,081	0,046	0,144	-21,464	3,4E-102	***
m_pers[1,2[0,263	1,301	0,063	4,182	2,9E-05	***
acces_auto0	1,711	5,532	0,062	27,376	5,3E-165	***
acces_auto]0,1[0,388	1,474	0,043	9,085	1,0E-19	***
origine_region3	-0,368	0,692	0,071	-5,201	2,0E-07	***
origine_region4	-0,428	0,652	0,073	-5,845	5,1E-09	***
origine_region5	-0,371	0,690	0,077	-4,840	1,3E-06	***
origine_region6	-0,687	0,503	0,082	-8,372	5,7E-17	***
origine_region7	-0,397	0,672	0,081	-4,898	9,7E-07	***
origine_region8	-0,380	0,684	0,085	-4,495	7,0E-06	***
p_sexe2	0,248	1,281	0,036	6,964	3,3E-12	***
p_age[5,16[0,921	2,513	0,048	19,133	1,4E-81	***
p_age[16,25[0,885	2,423	0,070	12,702	5,7E-37	***
p_age[65,99[-0,365	0,694	0,054	-6,737	1,6E-11	***
dist_reseau]0,200]	2,496	12,128	0,091	27,552	4,2E-167	***
dist_reseau]200,400]	1,978	7,231	0,058	34,070	2,1E-254	***
dist_reseau]400,800]	1,057	2,877	0,039	26,821	1,9E-158	***
type_chaine complexe	0,399	1,490	0,039	10,303	6,8E-25	***
autoroute_oTRUE	-0,022	0,978	0,089	-0,250	0,803	
PIE	0,033	1,034	0,002	16,929	2,7E-64	***

*** = $p < 0,001$ | ** = $p < 0,01$ | * = $p < 0,05$ | . = $p < 0,1$

Le tableau 6.11 présente les résultats de l'estimation du modèle incluant le PIE. L'introduction du PIE a pour effet de modérer l'effet modélisé de la majorité des variables de contrôle, à l'exception du genre et de l'appartenance au groupe d'âge des 5 à 24 ans. Par rapport au modèle 2, estimé à partir des déplacements appartenant au bassin de compétitivité calculé de manière agrégée (voir tableau 6.4), le PIE apparaît davantage corrélé avec le choix de la marche dans le présent modèle, avec un rapport de cote de 1,034. Cela correspond, pour une augmentation de 10 du score du PIE à l'origine, à une augmentation de 39 % des chances de choisir la marche pour un déplacement (contre 26 % pour le modèle 2).

En ce qui concerne l'ajustement du modèle, le modèle de base obtient un AIC de 19 910 tandis que le modèle incluant le PIE obtient un AIC de 19 618. Comme dans le cas des modèles 1 et 2, l'inclusion du PIE permet de réduire l'AIC et offre donc un modèle plus adapté à expliquer le choix de la marche. Toutefois, puisque les jeux de données ayant servi à estimer le modèle sont différents, il est impossible de comparer directement les modèles 1 et 2 aux modèles 3 et 4 à l'aide de l'AIC.

6.2.6 Validation des modèles de choix modal

Comme dans la section 6.1.7, une prévision du choix de la marche est réalisée sur un jeu de validation à l'aide des modèles 3 et 4. On peut observer au tableau 6.12 que l'inclusion du PIE permet, dans ce cas-ci aussi, d'améliorer le pouvoir prédictif du modèle par rapport au modèle de base. Contrairement aux modèles 1 et 2 (voir tableau 6.6), estimés à partir de déplacements ciblant de manière moins détaillée le bassin de compétitivité de la marche, les modèles 3 et 4 identifient avec plus de précision les vrais positifs que les vrais négatifs.

Tableau 6.12 : Performance des modèles de prévision du choix modal (modèles 3 et 4)

	Modèle 3	Modèle 4
Précision	67,209 %	67,799 %
Sensibilité	71,839 %	72,394 %
Spécificité	60,707 %	61,346 %

On observe en effet une augmentation d'environ 10 points de pourcentage de la sensibilité, mais une diminution d'environ 5 points de pourcentage de la spécificité, avec une amélioration globale d'environ 3 points de pourcentage de la précision. L'utilisation d'un bassin de compétitivité détaillé dans les modèles 3 et 4 permet donc de modéliser plus précisément les déplacements à pied, mais moins précisément les déplacements réalisés avec un autre mode, que l'utilisation d'un bassin de compétitivité calculé de manière agrégée. Le nombre de faux positifs et de faux négatifs, comme dans le cas des modèles précédents, reste comparable et équilibré, tel que présenté au tableau 6.13.

Tableau 6.13 : Matrice de confusion des modèles de prévision du choix modal (modèles 3 et 4)

Modèle 3			Modèle 4		
		Observé			Observé
Prédit	À pied	Autre mode	Prédit	À pied	Autre mode
À pied	79 442	30 941	À pied	80 056	30 438
Autre mode	31 142	47 804	Autre mode	30 528	48 307

L'étude de la répartition spatiale des erreurs de classification – c'est-à-dire des faux positifs et des faux négatifs – présentée à la figure 6.3 ci-dessous permet d'observer que la précision du modèle incluant le PIE est plus grande dans les quartiers centraux de l'île de Montréal ainsi que dans certains secteurs périphériques. Les secteurs où l'on retrouve davantage de faux positifs et de faux négatifs sont les extrémités de l'île de Montréal ainsi que les secteurs peu denses des couronnes nord et sud. La figure 6.4 met en relief que la capacité du modèle à générer des prévisions correctes est plus grande pour les déplacements possédant une valeur élevée du PIE à l'origine, qui se trouve à être les déplacements provenant de zones où la part modale observée de la marche est élevée. Cela suggère qu'il manque au modèle des variables entrant dans le processus de choix modal pour les habitants des régions périphériques de la région métropolitaine. L'augmentation de la part de prévisions correctes ne semble par ailleurs pas liée au nombre d'observations.

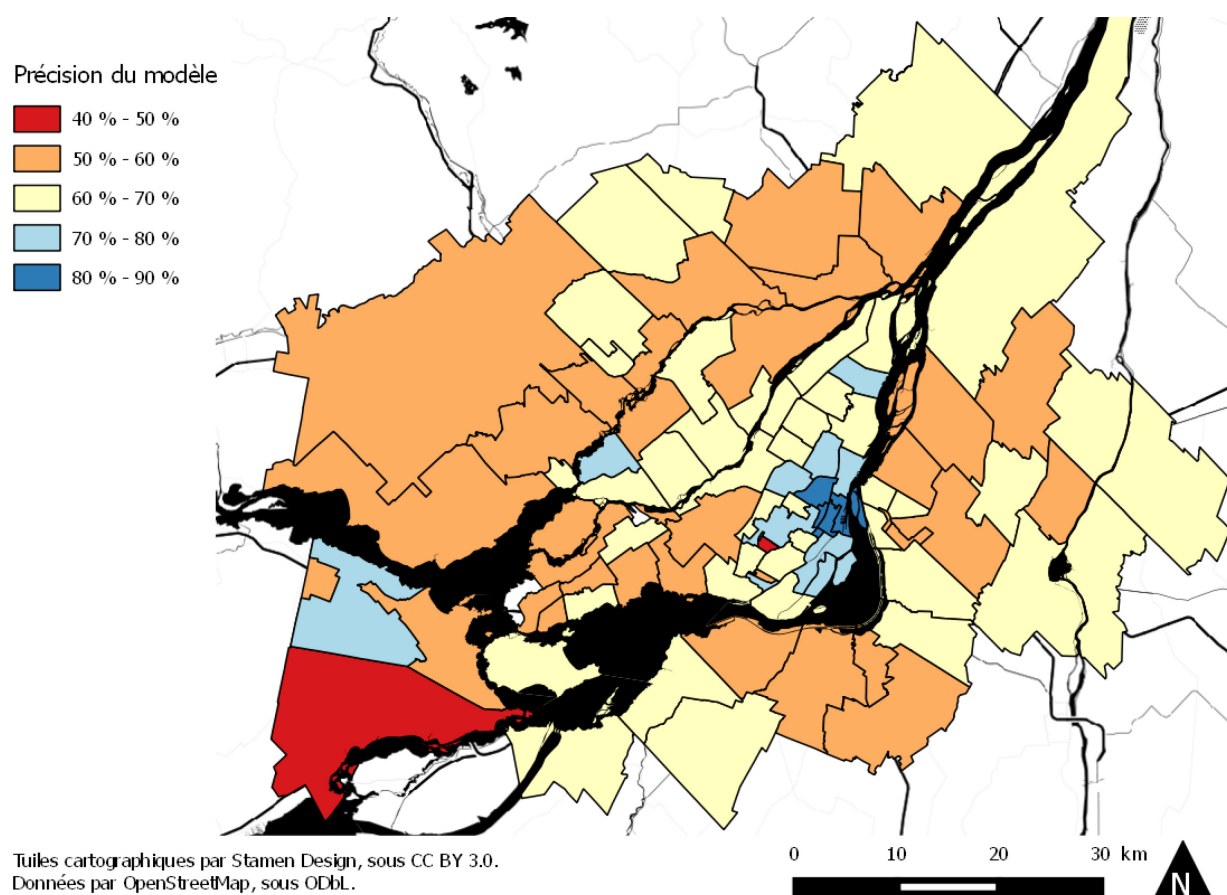


Figure 6.3 : Répartition spatiale des erreurs de classification (modèle 4)

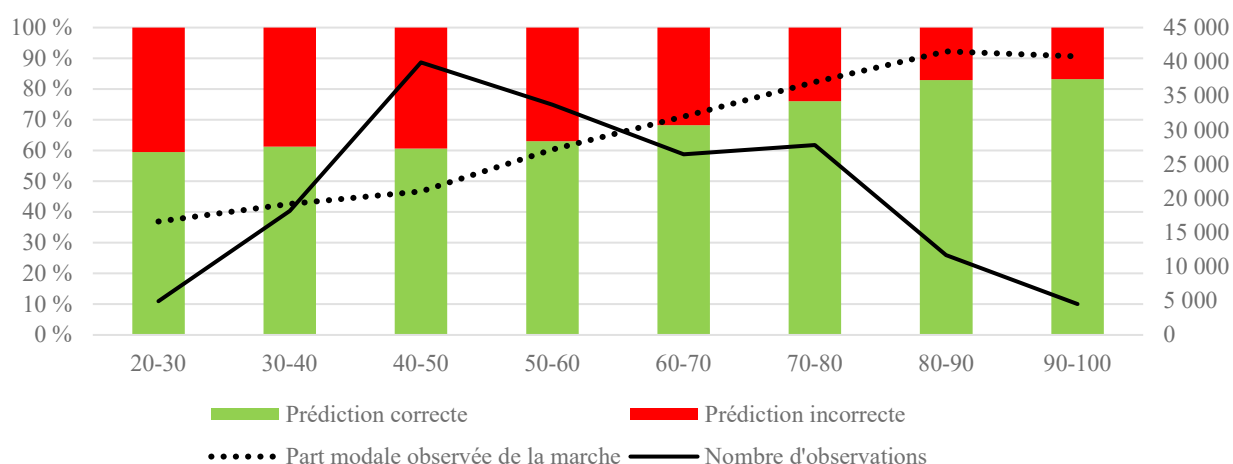


Figure 6.4 : Répartition des erreurs de classification selon la valeur du PIE (modèle 4)

6.3 Segmentation selon le motif

En comparant les modèles selon le bassin de déplacements utilisé, on note une augmentation significative de la performance du modèle lorsque les déplacements non transférables à la marche sont exclus du jeu d'estimation et ce, même si le processus d'identification des déplacements transférables à la marche ajoute aussi des déplacements plus longs que la distance-seuil globale à la base de données. La capacité de prévision du choix de la marche est en effet supérieure lorsque les déplacements appartenant au bassin de compétitivité de la marche calculé de manière détaillé sont employés à des fins de modélisation. De plus, la corrélation entre l'environnement urbain, tel que représenté par le PIE, et la pratique de la marche apparaît comme étant plus élevée dans ce cas. C'est donc ce bassin de déplacements qui sera employé pour la suite de la démarche.

Au-delà de la distance parcourue, le motif du déplacement est reconnu comme étant un des facteurs majeurs qui influencent le choix d'un mode de transport. C'est pourquoi les modèles de prévision de la demande en transport, par exemple, segmentent les déplacements modélisés selon le type de destination afin de mieux cibler la diversité de comportements de mobilité des individus. Après avoir développé un modèle global, tous motifs confondus, il est donc nécessaire de s'attarder davantage à la relation qu'entretiennent l'environnement urbain et la pratique de la marche selon le motif du déplacement, une relation observée par ailleurs de manière superficielle à la section 5.4

ci-dessus. Quatre modèles sont donc estimés dans la présente section, chaque modèle employant un bassin de déplacements différent selon le motif du déplacement.

6.3.1 Structure des données

À partir de la variable d_motif telle que décrite à la section 3.3.2 ci-dessus, quatre bassins de déplacements sont isolés selon les motifs caractérisés par la plus grande part modale de la marche. Il s'agit de deux motifs contraints, le travail et les études, et de deux motifs non contraints, le magasinage et les loisirs (voir tableau 6.14). Une description détaillée des ensembles de variables explicatives pour chaque ensemble de données est disponible à l'annexe C.

Tableau 6.14 : Part modale des bassins de déplacements basés sur le motif du déplacement

Motif	Modèle	Part modale de la marche (pondérée)	Nombre d'enregistrements
Travail	5	54,838 %	3 656
Études	6	67,526 %	6 826
Magasinage	7	55,554 %	6 905
Loisir	8	61,054 %	3 219

6.3.2 Analyse de corrélation

Le tableau 6.15 détaille les variables de contrôle conservées pour chaque bassin de déplacements à la suite d'une analyse de corrélation (voir les matrices de corrélation à l'annexe D). Comme pour les modèles précédents, le seuil de corrélation linéaire absolue est établi à 0,4.

6.3.3 Estimation des modèles de choix modal segmentés selon le motif

Le tableau 6.16 ci-dessous présente une synthèse du résultat de l'estimation des modèles de choix modal segmentés selon le motif du déplacement. Les résultats complets des modèles de choix sont disponibles à l'annexe E.

Tableau 6.15 : Variables de contrôle employées dans les modèles segmentés par motif

Variable de contrôle	Travail	Études	Magasinage	Loisir
m_pers[1,2[X	X	X	X
m_pers[3,4[X		X	
m_pers[4,99[X		X	
acces_auto0	X	X	X	X
acces_auto]0,1[X	X	X	X
p_sexe2	X	X	X	X
p_age[5,16[X	X	X
p_age[16,25[X		X	X
p_age[65,99[X		X	X
dist_reseau]0,200]	X	X	X	X
dist_reseau]200,400]	X	X	X	X
dist_reseau]400,800]	X		X	X
type_chaine complexe	X	X	X	X

6.3.3.1 Effet des variables de contrôle

La segmentation selon le motif met en relief des différences notables entre les différentes variables de contrôle en ce qui concerne leur effet modélisé sur le choix de la marche. L'effet de la longueur du déplacement, par exemple, apparaît comme beaucoup plus important dans le choix de la pratique de la marche pour les déplacements non contraints – magasinage et loisir – que pour les déplacements contraints. En ce qui concerne les déplacements scolaires, l'effet de la majorité des variables de contrôle est plus réduit que pour les autres motifs, ce qui semble suggérer que le choix de la marche pour ce type de déplacement est contraint par d'autres facteurs qui n'ont pas été modélisés, ou encore que ce choix va tout simplement de soi pour une grande partie des enfants d'âge scolaire. Il est également à noter que plusieurs variables qui atteignaient la significativité dans les modèles précédents n'apparaissent plus comme significatives après une segmentation par motif.

Tableau 6.16 : Rapports de cote des modèles de choix modal segmentés selon le motif

Modèle	Travail		Études		Magasinage		Loisir	
Variable	Rapport de cote		Rapport de cote		Rapport de cote		Rapport de cote	
Constante	0,017	***	0,322	***	0,009	***	0,007	***
m_pers[1,2[1,295		0,502		1,245	*	0,799	
m_pers[3,4[0,996		—		0,629	***	—	
m_pers[4,99[0,783	.	—		0,605	***	—	
acces_auto0	5,498	***	3,136	***	6,852	***	6,194	***
acces_auto]0,1[2,292	***	1,167	.	1,886	***	1,612	***
p_sexe2	1,562	***	0,973		1,249	**	1,398	**
p_age[5,16[—		0,885		1,097		1,043	
p_age[16,25[1,444	*	—		1,030		1,153	
p_age[65,99[0,986		—		0,693	***	0,749	*
dist_reseau]0,200]	6,957	***	5,525	***	17,742	***	10,641	***
dist_reseau]200,400]	9,318	***	3,241	***	6,311	***	7,309	***
dist_reseau]400,800]	3,004	***	—		3,213	***	3,678	***
type_chaine complexe	1,370	**	2,349	***	1,391	***	1,664	***
PIE	1,050	***	1,027	***	1,060	***	1,063	***

*** = $p < 0,001$ | ** = $p < 0,01$ | * = $p < 0,05$ | . = $p < 0,1$

6.3.3.2 Effet de l'environnement urbain

On remarque que le PIE est une variable significative dans tous les modèles de choix ($p < 0,001$) et, dans tous les cas, une augmentation de la valeur du PIE est corrélée à une augmentation des chances de choisir la marche. Son effet n'est toutefois pas égal selon le motif. En effet, une augmentation d'un point dans la valeur du PIE augmente de 2,7 % les chances de choisir la marche pour un déplacement lié aux études, mais de 6,3 % les chances de marcher pour un déplacement de loisir. Pour une augmentation de 10 points de la valeur du PIE, cela signifie qu'un individu aurait 1,637 fois plus de chances de choisir la marche pour se rendre au travail, contre 1,302 fois pour se rendre à l'école, 1,799 fois pour aller magasiner et 1,849 fois pour effectuer un déplacement de loisir, toutes les autres variables étant gardées constantes.

Cet effet est considérablement plus élevé, pour trois des quatre motifs, que l'effet observé dans le modèle 4, c'est-à-dire le modèle tous modes confondus qui inclut le PIE (voir tableau 6.11). En effet, dans ce modèle, une augmentation du même ordre avait pour résultat de multiplier par 1,391 les chances du choix de la marche. La segmentation par motif permet donc de préciser non

seulement l'effet des diverses variables relatives à la personne, au ménage et au déplacement, mais également de mieux cibler le lien entre environnement urbain et pratique de la marche.

6.3.4 Validation des modèles de choix modal segmentés selon le motif

Le tableau 6.17 présente les résultats de la prévision du choix modal à l'aide des modèles de choix segmentés selon le motif. Les modèles estimés à l'aide de déplacements à motif non contraint permettent une prévision plus juste du choix de la marche, avec une précision pouvant atteindre près de 75 % dans le cas des déplacements de magasinage. La sensibilité des modèles est également plus élevée que leur spécificité, c'est-à-dire que dans tous les cas, ils sont plus aptes à identifier les déplacements réellement effectués à pied qu'à déterminer les déplacements observés réalisés à l'aide d'un autre mode. Cela est tout à fait normal dans un contexte où seules les variables propres à la marche sont modélisées et non les variables associées aux autres modes de transport.

Tableau 6.17 : Performance des modèles de prévision du choix modal segmentés selon le motif

	Travail	Études	Magasinage	Loisir	Référence – tous motifs (modèle 4)
Précision	67,624 %	63,060 %	74,132 %	71,919 %	67,799 %
Sensibilité	69,710 %	73,054 %	77,468 %	76,738 %	72,394 %
Spécificité	65,071 %	41,840 %	69,467 %	64,154 %	61,346 %

Les déplacements scolaires présentent encore une fois des caractéristiques particulières par rapport aux autres motifs de déplacement. En effet, alors que le modèle permet d'identifier correctement 73 % des déplacements réalisés à pied, il échoue à identifier de manière précise les déplacements effectués à l'aide d'un autre mode de manière aussi exacte. L'analyse de la matrice de confusion de ce modèle (tableau 6.4) permet de constater que le modèle identifie en effet moins de vrais négatifs que de faux positifs, ce qui suggère encore une fois que le choix de la marche pour les déplacements scolaires répond probablement à des variables qui ne sont pas incluses dans les présents modèles.

Tableau 6.18 : Matrice de confusion – Motif études (modèle 6)

Prédit	Observé	
	À pied	Autre mode
À pied	23 199	8 699
Autre mode	8 557	6 258

CHAPITRE 7 MODÉLISATION DE LA DEMANDE PIÉTONNE SELON DIFFÉRENTES UNITÉS SPATIALES ET COMPARAISON DE LA PERFORMANCE DE DIVERS INDICATEURS DE MARCHABILITÉ

En plus du bassin de déplacements considéré, l'unité spatiale de recherche employée pour construire un indicateur de marchabilité est cruciale dans la maximisation de sa capacité à expliquer le choix de la marche. Dans la présente section, une série de modèles est élaborée afin de comprendre l'effet des différentes formulations du PIE présentées au chapitre 5 sur le pouvoir explicatif de l'indicateur dans un contexte de modélisation. Le modèle comprenant la formulation offrant les meilleures performances explicatives et prédictives est ensuite comparé à des modèles employant d'autres indicateurs de marchabilité, en l'occurrence le WI, l'IPP et le NDAI, afin de déterminer lequel de ces indicateurs démontre la meilleure corrélation avec la pratique de la marche et offre le meilleur ajustement statistique pour une combinaison de paramètres donnée.

7.1 Variation selon l'unité spatiale de mesure

Les paramètres de construction des indicateurs de marchabilité ont un impact sur leur aptitude à représenter l'environnement urbain et son effet sur la pratique de la marche. Le rayon à l'intérieur duquel sont comptabilisées les variables de voisinage et la partie du déplacement autour de laquelle celles-ci sont mesurées peuvent modifier considérablement l'effet modélisé de tout indicateur de marchabilité. La taille de la cellule et la fonction de décroissance employées ont également un impact sur la représentation de l'environnement urbain par le PIE, tel que traité à la section 5.3, mais leur effet sur la formulation de l'indicateur est minime. Le cadre de modélisation du choix modal développé dans le chapitre précédent est donc développé afin d'évaluer l'effet d'une modification du rayon de recherche employé pour mesurer les variables qui constituent le PIE ainsi que du lieu de mesure du PIE relatif à chaque déplacement.

7.1.1 Structure des données

Chaque déplacement se voit attribuer une cellule de la grille de référence correspondant à son origine et à sa destination. Une jointure spatiale entre la grille de référence et la couche géoréférencée des itinéraires piétons modélisés permet ensuite de répertorier, pour chaque itinéraire, la liste des cellules traversées. Il est ainsi possible d'associer à chaque déplacement la

valeur du PIE à l'origine et à la destination, mais aussi la moyenne de la valeur à ces deux points (voir figure 7.1) ainsi que la moyenne de la valeur de l'ensemble des cellules traversées par le trajet (voir figure 7.2).

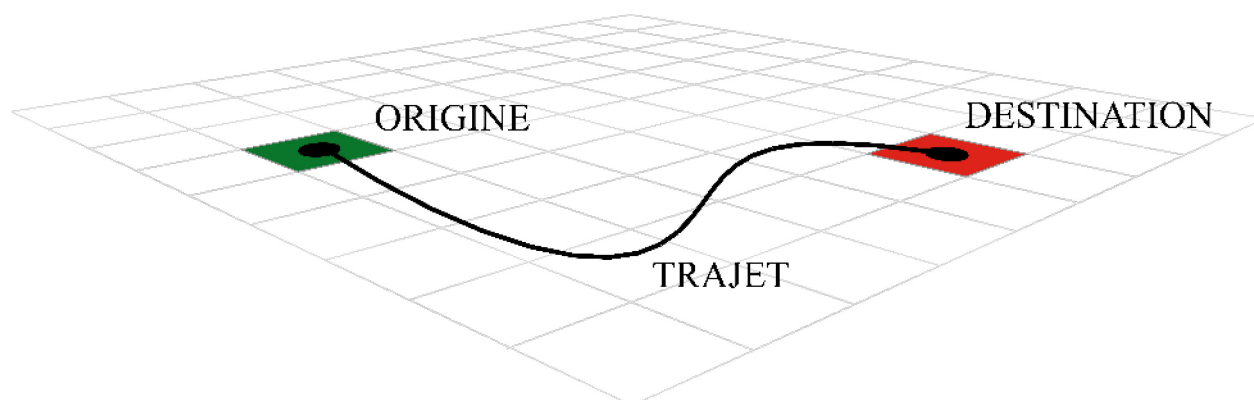


Figure 7.1 : Cellules considérées lors de la mesure de l'indicateur à l'origine et à la destination

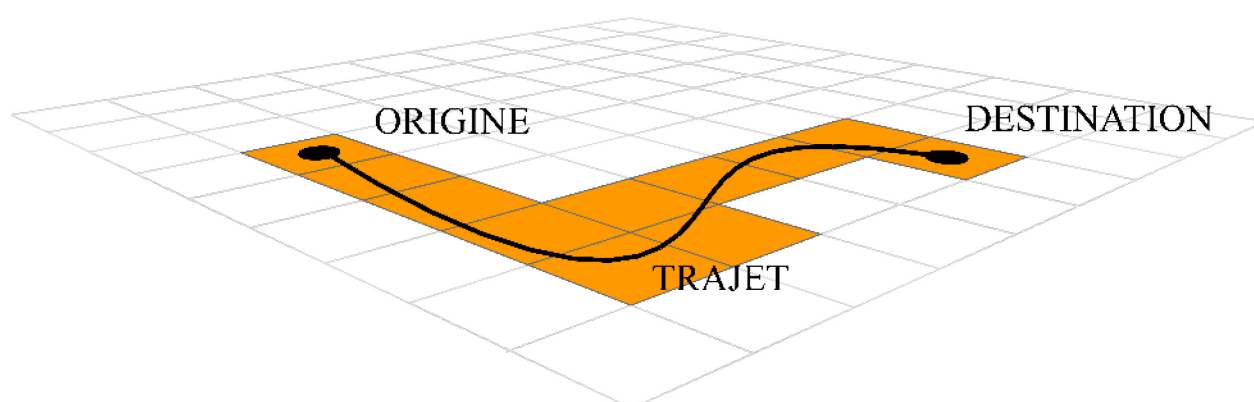


Figure 7.2 : Cellules considérées lors de la mesure de la moyenne de l'indicateur au long du trajet

Cette opération est effectuée pour chacune des formulations du PIE développées à la section 5.3, tel que détaillé au tableau 7.1. Vingt-quatre modèles sont donc estimés afin de saisir l'effet combiné du rayon de recherche et du lieu de mesure. Les différents modèles de choix sont estimés à partir du bassin de déplacements tous motifs confondus, c'est-à-dire celui à partir duquel sont estimés les modèles 3 et 4. Une analyse de corrélation – disponible à l'annexe F – confirme que l'utilisation de nouvelles formulations du PIE n'introduit pas de corrélation linéaire supplémentaire entre les variables indépendantes par rapport aux modèles précédents.

Tableau 7.1 : Identification des modèles de choix segmentés selon le lieu de mesure et le rayon de recherche du PIE

Rayon de recherche	Origine	Destination	Moyenne OD	Moyenne trajet
200 m	9	15	21	27
400 m	10	16	22	28
800 m	11	17	23	29
1 200 m	12	18	24	30
1 600 m	13	19	25	31
2 000 m	14	20	26	32

7.1.2 Estimation des modèles de choix modal

Le tableau 7.2 présente une synthèse des résultats de l'estimation des modèles de choix modal en fonction du rayon de recherche du PIE ainsi que du lieu de mesure choisi. Seuls les rapports de cote du PIE y sont affichés, mais les résultats complets des 24 modèles de choix sont disponibles à l'annexe G. On peut observer que les formulations (toutes significatives à $p < 0,001$) démontrant le plus grand effet du PIE sur le choix de la marche pour un déplacement court sont celles caractérisées par le plus petit rayon de recherche. Il semble que la mesure serrée – 200 mètres – de la moyenne du PIE autour de l'itinéraire modélisé soit reliée à la plus grande augmentation des chances de choisir la marche. La moyenne de la mesure dans un très court rayon autour de l'origine et de la destination apparaît également fortement corrélée à la pratique de la marche.

Tableau 7.2 : Rapport de cote de la variable PIE selon le lieu de mesure et le rayon de recherche (modèles 9 à 32)

Rayon de recherche	Origine	Destination	Moyenne OD	Moyenne trajet
200 m	1,051	1,044	1,055	1,057
400 m	1,044	1,041	1,048	1,048
800 m	1,041	1,040	1,043	1,043
1 200 m	1,040	1,039	1,041	1,041
1 600 m	1,039	1,039	1,040	1,040
2 000 m	1,038	1,038	1,039	1,039

Toutefois, le portrait est différent lorsque l'on examine l'ajustement des modèles. Si la mesure du PIE à l'origine dans un rayon de 200 mètres apparaît fortement corrélée à la pratique de la marche, par exemple, le modèle qui l'emploie est parmi les modèles les moins bien ajustés aux données utilisées. Le tableau 7.3 et le tableau 7.4 montrent en effet que le critère AIC favorise plutôt la

mesure autour du trajet modélisé ou la moyenne entre les scores à l'origine et à la destination et ce, dans un rayon de 1 200 ou 2000 mètres.

Tableau 7.3 : AIC des modèles de choix modal (modèles 9 à 32)

Rayon de recherche	Origine	Destination	Moyenne OD	Moyenne trajet
200 m	19 707	19 819	19 597	19 551
400 m	19 614	19 723	19 547	19 524
800 m	19 528	19 613	19 503	19 509
1 200 m	19 505	19 554	19 487	19 501
1 600 m	19 514	19 538	19 495	19 507
2 000 m	19 502	19 505	19 478	19 487

Tableau 7.4 : Δ AIC des modèles de choix modal²⁴ (modèles 9 à 32)

Rayon de recherche	Origine	Destination	Moyenne OD	Moyenne trajet
200 m	229	341	119	73
400 m	136	245	69	46
800 m	50	135	25	31
1 200 m	27	76	9	23
1 600 m	36	60	17	29
2 000 m	24	27	0	9

7.1.3 Validation des modèles de choix modal

Tel qu'il est possible de l'observer au tableau 7.5, l'emploi de la moyenne du PIE autour de l'origine et de la destination ou de l'ensemble trajet modélisé avec un rayon de recherche de 800 mètres permet la prévision plus précise du choix de la marche, autant en termes de précision globale que de spécificité. Le modèle offrant la meilleure sensibilité inclut le PIE mesuré dans un rayon de 1 200 mètres autour de la destination du déplacement. Il est toutefois à noter que l'écart entre les modèles le plus précis et le moins précis est d'à peine plus de 1 % pour les trois indicateurs de précision, ce qui ne permet pas d'affirmer que cette différence dans le pouvoir de prévision des différents modèles est significative. Néanmoins, cela confirme que la prise en compte à la fois

²⁴ La mesure Δ AIC représente la différence entre l'AIC obtenu par un modèle donné et la plus petite valeur de l'AIC obtenue à travers l'ensemble des modèles comparés. Selon les lignes directrices suggérées par Burnham, Kenneth P., Anderson et Burnham (2002, p. 70-71), un Δ AIC supérieur à 10 indique que le modèle caractérisé par le plus petit AIC explique de manière significative une plus grande part de la variance.

de l'origine et de la destination permettent de mieux saisir le lien entre l'environnement et la pratique de la marche.

Tableau 7.5 : Performance des modèles segmentés selon le lieu de mesure (modèles 9 à 32)

Précision				
Rayon de recherche	Origine	Destination	Moyenne OD	Moyenne trajet
200 m	67,66%	67,82%	67,96%	67,98%
400 m	67,49%	67,62%	67,80%	67,91%
800 m	67,87%	67,98%	68,00%	68,00%
1 200 m	67,89%	67,98%	68,00%	67,98%
1 600 m	67,66%	67,82%	67,96%	67,98%
2 000 m	67,49%	67,62%	67,80%	67,91%
Sensibilité				
Rayon de recherche	Origine	Destination	Moyenne OD	Moyenne trajet
200 m	72,39%	72,54%	72,72%	72,67%
400 m	72,29%	72,44%	72,56%	72,62%
800 m	72,58%	72,70%	72,72%	72,67%
1 200 m	72,65%	72,75%	72,74%	72,69%
1 600 m	72,39%	72,54%	72,72%	72,67%
2 000 m	72,29%	72,44%	72,56%	72,62%
Spécificité				
Rayon de recherche	Origine	Destination	Moyenne OD	Moyenne trajet
200 m	61,01%	61,20%	61,27%	61,41%
400 m	60,73%	60,85%	61,13%	61,29%
800 m	61,26%	61,37%	61,38%	61,45%
1 200 m	61,21%	61,28%	61,36%	61,37%
1600 m	61,01%	61,20%	61,27%	61,41%
2 000 m	60,73%	60,85%	61,13%	61,29%

7.2 Comparaison avec d'autres indicateurs de marchabilité

L'analyse de la sensibilité du PIE dans le contexte de la modélisation de la demande piétonne permet d'évaluer la formulation de cet indicateur qui offre le meilleur ajustement statistique. Cette formulation peut ensuite être comparée à d'autres mesures éprouvées afin de déterminer si elle présente un avantage en termes de représentation de l'environnement urbain par rapport aux efforts précédents. Dans la présente section, la formulation du PIE identifiée à la section précédente est comparée, dans le cadre d'une série de modèles de choix modal, à trois mesures présentées à la

section 2.3 ci-dessus : le *Walkability Index* (WI), l'Indice de potentiel piétonnier (IPP) et le *Neighborhood Destination Accessibility Index* (NDAI).

7.2.1 Construction des indicateurs

7.2.1.1 Walkability Index

Le *Walkability Index* est un indicateur composite créé par Lawrence D. Frank en 2004 et ayant connu plusieurs formulations depuis (Frank et al., 2006; Frank et al., 2010; Sallis, Frank, Saelens, & Kraft, 2004). Il s'agit de l'indicateur le plus utilisé dans la littérature (Vale et al., 2015), ce qui rend particulièrement pertinente son utilisation dans une démarche comparative. La formulation retenue pour les fins du présent mémoire est celle de 2010, c'est-à-dire sa variante comptant quatre variables.

Variables

Les quatre variables de voisinage entrant dans la composition du WI sont les suivantes :

1. Densité résidentielle;
2. Densité d'intersections;
3. Coefficient d'occupation du sol des commerces de détail;
4. Mixité des usages.

Construction des variables

Contrairement au PIE, le WI n'emploie aucune fonction de décroissance. Il s'agit donc d'un indicateur qui considère de manière uniforme, sur l'ensemble de la superficie couverte par le rayon de recherche, chaque opportunité ou objet mesuré. Le tableau 7.6 offre un résumé des jeux de données employés dans la construction de chaque variable du WI.

Tableau 7.6 : Description des jeux de données composant le WI dans sa formulation originale

Variable	N	Mesure (unité)	Moy.	Méd.	Écart-type	CV	Min	Max
Densité résidentielle	125 609 zones d'utilisation du sol comptant au moins 1 logement	Logements	13,626	6	31,559	43 %	1	3 100,000
Densité d'intersections	78 417 intersections de 3 branches et plus	-	-	-	-	-	-	-
COS des commerces	3 001 segments de rues commerciales	COS moyen des commerces	0,993	0,502	1,806	182 %	0,001	54,010
Mixité de l'utilisation du sol	150 909 zones d'utilisation du sol	Superficie (m²)	7 582,294	1 406,289	65 210,548	860 %	4,125	11 104 564,432

Densité résidentielle

Comme dans le cas du PIE, la densité résidentielle est calculée sur la base des SR à partir des données du Recensement de la population de 2011. Pour la cellule i , la densité résidentielle DR_i est donc calculée comme suit à partir de l'ensemble constitué des n SR j dont au moins une partie est située à l'intérieur du rayon de recherche spécifié :

$$DR_i = \frac{\sum_{j=1}^n \text{logements}_j}{\sum_{j=1}^n \text{superficie}_j}$$

La densité résidentielle tient compte de toutes les zones d'utilisation du sol, du moment qu'elles contiennent au moins un logement.

Densité d'intersections

Afin d'extraire les intersections du réseau piétonnier, les objets géographiques du réseau OpenStreetMap doivent être divisés pour que chaque segment compris entre deux intersections constitue un objet distinct. À l'aide de la fonction *pgr_create_topology* fournie par l'extension pgRouting 2.1.0 du logiciel PostgreSQL, un point est créé à chaque intersection de deux segments de la couche du réseau routier. La densité d'intersections DI_i pour une cellule i est ensuite calculée de la manière suivante :

$$DI_i = \frac{\text{nombre d'intersections}}{\pi r^2}$$

où r représente le rayon de recherche.

Coefficient d'occupation du sol des commerces de détail

Le coefficient d'occupation du sol (COS) est une mesure qui correspond au rapport entre la superficie de plancher d'un bâtiment et son emprise au sol. Un COS inférieur à 1 indique une occupation de faible densité dont la superficie utile, tous étages confondus, est inférieure à la superficie du terrain sur lequel le bâtiment est construit. Un COS supérieur à 1 indique, au contraire, une utilisation efficace du sol puisque la superficie dédiée aux activités est plus grande que la superficie offerte par le terrain.

Un commerce de détail avec une faible occupation du sol, selon Frank et al. (2010), correspond généralement à un commerce de grande surface sur un seul étage entouré de terrains de stationnement, une forme commerciale associée aux milieux conçus pour l'automobile. Un commerce de détail présentant un fort COS, en revanche, est nécessairement situé dans un bâtiment comptant plus d'un étage et, par conséquent, souvent localisé sur une rue urbaine dans un milieu plus dense.

Un COS moyen des commerces est calculé à partir de la base de données d'utilisation du sol de la CMM. Pour une cellule i , le COS moyen des n lots commerciaux j situés dans le rayon de recherche, COS_i , est calculé comme suit :

$$COS_i = \frac{\sum_{j=1}^n \text{superficie de plancher}_j}{\sum_{j=1}^n \text{emprise au sol}_j}$$

Ce coefficient considère tous les types de commerces, incluant les commerces de gros, et ne tient compte que de l'usage principal du lot, ce qui peut tendre à sous-estimer la densité des usages commerciaux dans les secteurs mixtes.

Mixité de l'utilisation du sol

La variable de mixité de l'utilisation du sol considère six usages : résidentiel, commercial, loisirs, bureau, institutionnel et industriel. Il est à noter que dans la base de données d'utilisation du sol de la CMM, seule l'utilisation principale du lot est connue, ce qui peut contribuer à sous-estimer la mixité réelle dans les secteurs où il existe une mixité d'usages à même les lots.

La mixité de l'utilisation du sol M pour une cellule i est calculée à l'aide de l'indice d'entropie de Shannon :

$$M_i = - \sum_{j=1}^n [(P_{jk}/P_k)/(P_{jk}/P_k)]/\ln(U)$$

où U représente le nombre de catégories d'utilisation du sol, P_{jk} la superficie des lots j dans la zone k et P_k la somme des superficies des n lots situés dans la zone k .

Calcul de l'indicateur

$$WI_i = \sum_{v=1}^4 \beta_v Z_v$$

Le WI est calculé pour chaque cellule i en additionnant la valeur centrée réduite de chaque variable v , c'est-à-dire sa cote Z (Z_v). La pondération de chaque variable (β_v), issue des travaux de Frank et al. (2010), est présentée au tableau 7.7.

Tableau 7.7 : Pondération des variables du WI

Variable	Coefficient de pondération
Densité résidentielle	1
Densité d'intersections	2
Coefficient d'occupation du sol des commerces de détail	1
Mixité de l'utilisation du sol	1

Distribution spatiale du WI

La répartition spatiale du WI, tel que présentée par la figure 7.3, offre un portrait très radial de la marchabilité dans la région de Montréal. Puisque l'indicateur est basé sur la sommation de quatre variables centrées réduites, les scores élevés sont ceux qui s'éloignent le plus de la moyenne. C'est pourquoi le centre-ville de Montréal [1] est parmi les seules zones qui obtiennent un score de plus de 30, tandis que le score décroît graduellement à mesure qu'on s'en éloigne.

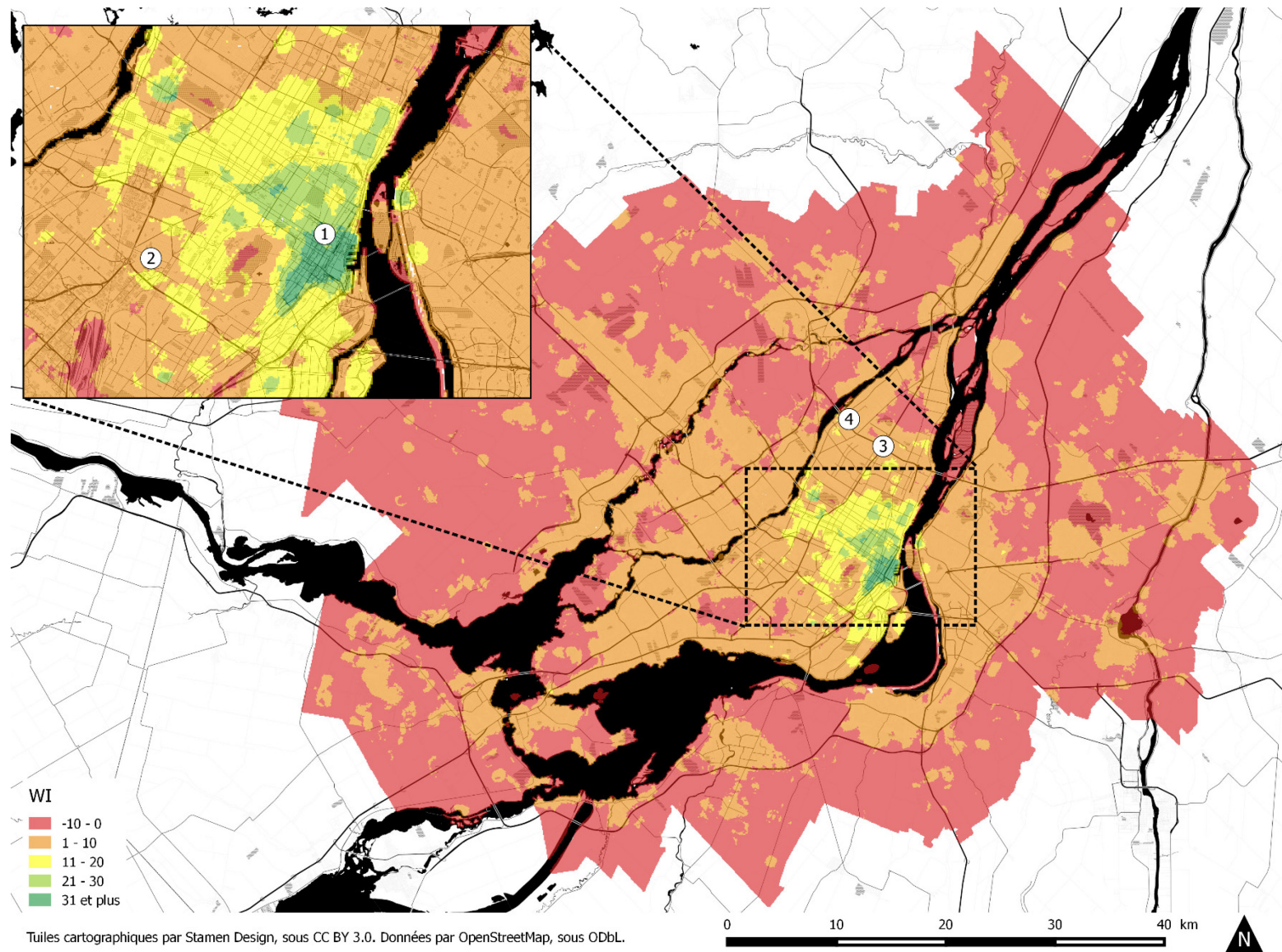


Figure 7.3 : Distribution spatiale du WI dans la région de Montréal

Les zones obtenant un score entre 10 et 30 – ce qui peut représenter, par exemple, un écart de +2,5 à +7,5 écarts-types pour chaque variable – sont, comme dans le cas du PIE, (voir figure 5.5) en majorité des arrondissements centraux. On retrouve également quelques zones plus circonscrites autour de certains pôles d’emploi, telles que le Triangle, près du métro Namur dans l’arrondissement Côte-des-Neiges–Notre-Dame-de-Grâce [2], et des zones comprenant des espaces verts et des écoles, telles que les quartiers entourant l’école Louis-Riel à Mercier–Hochelaga–Maisonnette [3] ou les écoles Jules-Verne, Henri-Bourassa et McShane à Montréal-Nord [4]. Ces concentrations soulignent le poids de l’indice de mixité dans le WI, puisque celui-ci valorise les zones comprenant une répartition équilibrée des utilisations du sol possibles parmi les six catégories possibles, et non parmi les utilisations du sol présentes dans la zone étudiée. Les pôles multifonctionnels, offrant davantage d’opportunités dans un rayon réduit et permettant donc théoriquement un accès piétonnier facile à l’ensemble des usages quotidiens, sont donc favorisés par le WI.

7.2.1.2 Indice de potentiel piétonnier

Tel que mentionné à la section 2.3.1.3, l’Indice de potentiel piétonnier (IPP) est une version simplifiée du WI adaptée aux sources de données disponibles aux professionnels du Gouvernement du Québec. Trois des quatre variables composant l’IPP sont ainsi calculées de manière identique au WI : la densité résidentielle, la densité d’intersections et la mixité des usages. Une densité de destinations remplace, dans l’IPP, le COS des commerces du WI. Il s’agit d’un indicateur développé sur mesure pour le contexte québécois mais qui n’a pas encore été validé avec des données observées de déplacements.

Construction des variables

Densité de destinations

La densité de destinations tient compte de la concentration des générateurs de déplacements reliés à l’industrie manufacturière, aux commerces, aux services, à la culture ainsi qu’aux loisirs. Leur densité DD_i pour une cellule i est ainsi calculée comme suit :

$$DD_i = \frac{\text{superficie des lots de destination}}{\text{superficie totale de tous les lots}}$$

Calcul de l'indicateur

$$IPP_i = \sum_{v=1}^4 Z_v$$

L'IPP est calculé pour chaque cellule i en additionnant la valeur centrée réduite de chaque variable v , c'est-à-dire sa cote Z (Z_v). Il s'agit du même calcul que pour le WI, sans pondération des variables.

Distribution spatiale de l'IPP

La figure 7.4 présente la distribution spatiale des valeurs de l'IPP sur le territoire à l'étude. La distribution des valeurs de l'IPP est plus concentrée que celle du WI, duquel il s'inspire en termes de formulation. Le centre-ville [1] et le secteur central du Plateau-Mont-Royal [2] apparaissent comme étant les secteurs possédant le meilleur potentiel piétonnier de la région métropolitaine de Montréal. Le pôle multifonctionnel du métro Longueuil–Université-de-Sherbrooke [3] obtient également un score élevé, tout comme plusieurs pôles ponctuels au sein des quartiers centraux de l'île de Montréal. La valeur de l'IPP hors de l'île de Montréal est très uniforme, les valeurs sous zéro correspondant généralement aux secteurs à vocation agricole.

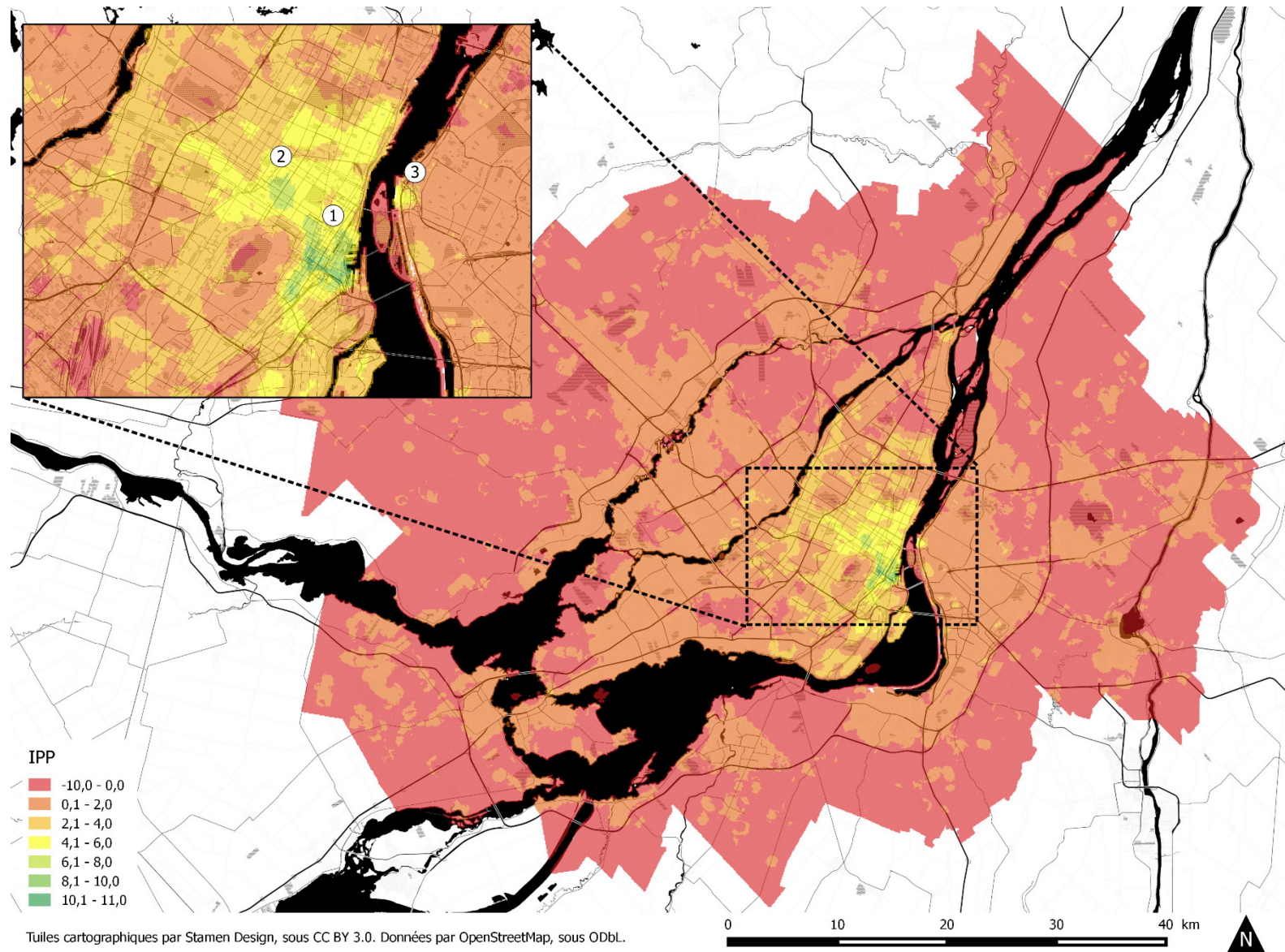


Figure 7.4 : Distribution spatiale de l'IPP dans la région de Montréal

7.2.1.3 Neighborhood Destination Accessibility Index

Le *Neighborhood Destination Accessibility Index* (NDAI) tient compte d'un panier diversifié de commerces et de services de proximité ainsi que des espaces verts et du service de transport collectif. Plusieurs catégories de commerces sont pondérées et combinées avec un indicateur de fréquence du transport collectif afin d'obtenir un score final pour chaque cellule. L'emploi d'un tel indicateur, axé entièrement sur l'accessibilité, permet d'observer l'effet de l'exclusion des trois premières variables associées à l'environnement urbain : la densité, la diversité et le design.

Tableau 7.8 : Pondération des variables constituant le NDAI

Catégorie	Commerce/service	N	Type	Valeur maximale	Pondération
Éducation	Garderies et CPE	1 368	Binaire	1	4
	Écoles	2 179	Binaire	1	
Transport	Passages-arrêts de TC	1 112 201	Tercile	3	5
Loisir	Superficie d'espaces verts	102,244 km ² (Superficie totale)	Tercile	3	5
	Installations sportives	918	Tercile	3	
Culture et divertissement	Musées et galeries d'art	154	Binaire	1	3
	Bibliothèques publiques	65	Binaire	1	
	Églises	2 143	Binaire	1	
	Cinémas	111	Binaire	1	
	Cafés et restaurants	10 438	Binaire	1	
	Débits de boisson	933	Binaire	1	
	Supermarchés	3 288	Binaire	1	
Offre alimentaire	Épiceries fines	769	Binaire	1	5
	Stations-service	836	Binaire	1	
	Boucheries et poissonneries	421	Binaire	1	
	Boulangeries	990	Binaire	1	
	Fruiteries	322	Binaire	1	
Services financiers	Banques et guichets automatiques	2 719	Binaire	1	3
Santé	Cabinets de médecins	2 008	Binaire	1	2
	Pharmacies	1 025	Binaire	1	

Construction des variables

Le tableau 7.8 présente les catégories de commerces et services utilisées pour construire le NDAI. Pour cinq des sept catégories, chaque type de commerce ou service est comptabilisé une seule fois. Une variable binaire est donc obtenue et la somme de chacune de ces variables binaires constitue le score total pour la catégorie. Pour les deux autres catégories, les valeurs sont classées en terciles par rapport à la distribution de la variable pour l'ensemble des cellules. Les catégories sont pondérées et leur valeur est additionnée pour obtenir le score final.

Les catégories de commerces et services sont identifiées à l'aide de la base de données *Business Locations* selon leur code SCIAN. Le nombre d'arrêts de TC est calculé à partir du fichier *stops.txt* des ensembles de fichiers au format GTFS des AOT de la région. La superficie d'espaces verts est calculée à partir du jeu de données d'utilisation du sol de la CMM.

Distribution spatiale du NDAI

La figure 7.5 représente la distribution spatiale du NDAI dans la région métropolitaine de Montréal. Contrairement aux autres indicateurs de marchabilité étudiés jusqu'ici, le NDAI offre un portrait beaucoup moins uniforme de la marchabilité dans la région métropolitaine. On retrouve en effet des scores très élevés près de toutes les concentrations commerciales à travers la région, sans égard au type d'environnement urbain dans lequel elles sont implantées. Cela s'explique selon toute vraisemblance par l'absence de facteurs reliés aux dimensions de densité et de design de l'environnement urbain ainsi qu'à la faible pondération de la variable de fréquence du transport collectif (moins de 20 % de l'indicateur). Une concentration particulière est toutefois observable au sein des quartiers centraux de l'île de Montréal – Mile-End [1], Côte-des-Neiges–Notre-Dame-de-Grâce [2] et Ahuntsic [3], par exemple – ainsi que dans l'agglomération de Longueuil – Vieux-Longueuil [4] et Saint-Lambert [5], par exemple –, là où l'on retrouve également une forte densité de population.

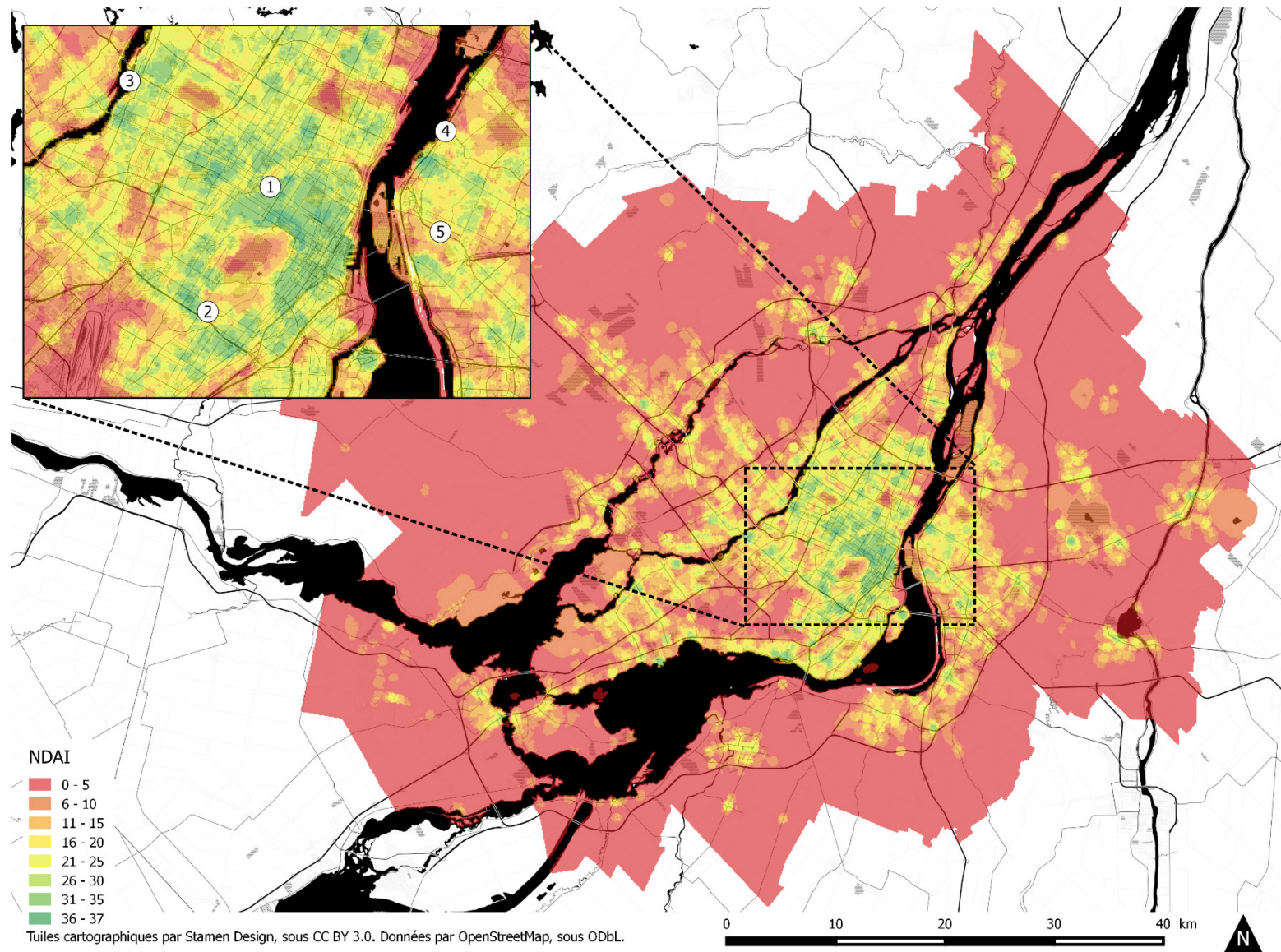


Figure 7.5 : Distribution spatiale du NDAI dans la région de Montréal

Tableau 7.9 : Identification des modèles segmentés selon le motif et l'indicateur employé

Indicateur	Travail	Études	Magasinage	Loisir
PIE	33	37	41	45
WI	34	38	42	46
IPP	35	39	43	47
NDAI	36	40	44	48

Tableau 7.10 : Description de la valeur des indicateurs de marchabilité selon l'ensemble de déplacements considéré

Déplacements à motif travail					
	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart type	Coefficient de variation
PIE	-2,04	2,46	0,24	1,15	472 %
WI	-1,53	3,41	0,34	1,29	383 %
IPP	-1,84	2,58	0,27	1,17	436 %
NDAI	-6,61	0,79	0,08	1,02	1250 %
Déplacements à motif études					
	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart type	Coefficient de variation
PIE	-2,04	2,46	0,03	1,00	3 712 %
WI	-1,49	3,39	-0,01	0,93	-7 814 %
IPP	-1,83	2,58	0,01	0,98	17 870 %
NDAI	-6,41	0,79	-0,03	1,08	-3 718 %
Déplacements à motif magasinage					
	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart type	Coefficient de variation
PIE	-2,04	2,46	0,45	1,02	224 %
WI	-1,43	3,41	0,44	1,17	265 %
IPP	-1,70	2,62	0,44	1,11	255 %
NDAI	-5,67	0,79	0,30	0,73	239 %
Déplacements à motif loisir					
	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart type	Coefficient de variation
PIE	-2,04	2,46	0,59	1,09	184 %
WI	-1,59	3,42	0,69	1,35	195 %
IPP	-1,89	2,61	0,60	1,18	198 %
NDAI	-6,41	0,79	0,34	0,73	215 %

7.2.2 Structure des données et analyse de corrélation

Puisque chaque mesure répond à sa propre logique interne et est mesurée sur une échelle différente, elles doivent être normalisées afin de pouvoir en comparer l'effet modélisé. La valeur des indicateurs pour chaque cellule contenant un déplacement est donc centrée et réduite afin d'obtenir, pour chacun, une moyenne de 0 et un écart type de 1. Le tableau 7.10 ci-dessus détaille la distribution des valeurs de chaque indicateur dans la base de données des déplacements²⁵. On y remarque que la distribution des indicateurs est relativement stable pour les motifs non contraints (magasinage et loisir), alors que les déplacements à motif études sont caractérisés par une forte variabilité de la valeur des indicateurs de marchabilité mesurés à l'origine et à la destination.

Une analyse de corrélation (disponible à l'annexe H) confirme que l'inclusion de nouveaux indicateurs n'introduit pas de nouvelles corrélations linéaires avec les variables explicatives. Les quatre indicateurs sont toutefois fortement corrélés entre eux, en raison du grand nombre de variables qu'ils partagent. Les variables de contrôle employées dans l'estimation des modèles 5 à 8 (voir tableau 6.15) sont donc réutilisées dans la présente section.

7.2.3 Estimation des modèles

Le tableau 7.11 présente une synthèse des résultats de l'estimation des modèles de choix modal segmentés selon le motif et intégrant, tour à tour, chacun des indicateurs de marchabilité sélectionnés. Les résultats complets de chaque modèle sont disponibles à l'annexe I. L'environnement urbain, représenté par la moyenne des indicateurs de marchabilité mesurée dans un rayon de 2 000 mètres autour du trajet modélisé, est significative ($p < 0,001$) dans tous les cas.

Pour une augmentation du score des indicateurs correspondant à un écart type, les chances de choisir la marche pour un déplacement court à motif travail augmente d'entre 1,838 et 2,166 fois. Les deux indicateurs qui incluent une forme de densité de destinations, à savoir le PIE et l'IPP, sont caractérisés par une corrélation plus forte avec le choix de la marche pour ce même type de

²⁵ Il est à noter que la valeur des indicateurs est normalisée sur la base des cellules de la grille et non sur la base des déplacements, ce qui explique que la moyenne présentée au tableau 33 ne soit pas égale à 0 puisque plusieurs déplacements peuvent être associés à la même cellule de la grille.

déplacement que les deux indicateurs n'intégrant pas directement la dimension de l'accès à l'emploi. Le WI présente la plus forte corrélation avec le choix de la marche pour un déplacement lié aux études, tandis que le NDAI, qui tient compte de manière détaillée des commerces et services de proximité et des espaces de loisir, présente la corrélation la plus importante avec les déplacements à motif non contraint.

Tableau 7.11 : Rapport de cote des indicateurs de marchabilité normalisés (modèles 33 à 48)

	Travail	Études	Magasinage	Loisir
PIE	2,166	1,393	2,583	2,846
WI	2,109	1,488	2,358	2,661
IPP	2,119	1,430	2,388	2,741
NDAI	1,838	1,196	2,638	3,202

Le critère AIC, tel que présenté au tableau 7.12 et au tableau 7.13 fait cependant ressortir clairement le PIE et le WI comme étant les indicateurs qui offrent le meilleur ajustement des modèles de choix de la marche pour les déplacements courts. En effet, les modèles incluant le WI présentent l'AIC le plus faible pour trois des quatre motifs, c'est-à-dire le travail, les études et le loisir. Le PIE, quant à lui, est présent dans le modèle qui présente l'AIC le plus faible pour les déplacements à motif magasinage ainsi que dans un modèle qui offre un ajustement très près de celui qui comprend le WI pour les déplacements à motif travail. Pour sa part, malgré qu'il soit caractérisé par la plus forte corrélation avec la pratique de la marche pour certains motifs, le NDAI, lorsqu'intégré à un modèle de choix, offre systématiquement le moins bon ajustement parmi les quatre indicateurs.

Tableau 7.12 : AIC des modèles de choix modal selon l'indicateur de marchabilité utilisé (modèles 33 à 48)

	Travail	Études	Magasinage	Loisir
PIE	2 575	5 384	4 020	1 958
WI	2 571	5 373	4 029	1 919
IPP	2 588	5 380	4 032	1 947
NDAI	2 720	5 433	4 264	2 104

Tableau 7.13 : Δ AIC des modèles de choix modal selon l'indicateur de marchabilité utilisé (modèles 33 à 48)

	Travail	Études	Magasinage	Loisir
PIE	5	11	0	39
WI	0	0	9	0
IPP	17	7	12	28
NDAI	149	61	243	185

7.2.4 Validation des modèles

Le tableau 7.14 permet d'observer que la variation dans la performance du modèle de prévision du choix modal pour les déplacements courts selon le motif ne varie pas beaucoup selon l'indicateur choisi. En effet, la précision globale des modèles prédictifs est très similaire, avec une différence d'environ 3 points de pourcentage entre les deux extrêmes. Le même scénario se reproduit lorsqu'on s'attarde à la sensibilité et à la spécificité des modèles. Ce sont néanmoins le WI et le PIE qui semblent permettre les meilleures performances en termes de prévision du choix modal.

Tableau 7.14 : Performance des modèles de choix modal selon l'indicateur utilisé et le motif (modèles 33 à 48)

Précision				
	Travail	Études	Magasinage	Loisir
PIE	68,50%	72,08%	64,11%	62,77%
WI	68,62%	72,08%	64,37%	62,88%
IPP	68,27%	71,93%	63,77%	62,84%
NDAI	66,12%	69,79%	61,62%	62,39%
Sensibilité				
	Travail	Études	Magasinage	Loisir
PIE	72,44%	42,49%	74,43%	77,20%
WI	72,52%	42,66%	74,37%	77,31%
IPP	72,54%	42,50%	74,17%	76,89%
NDAI	72,28%	41,65%	72,59%	75,82%
Spécificité				
	Travail	Études	Magasinage	Loisir
PIE	70,71%	71,62%	76,94%	62,94%
WI	70,42%	72,46%	77,53%	64,19%
IPP	70,53%	71,89%	76,98%	63,58%
NDAI	68,25%	69,98%	76,00%	60,16%

CHAPITRE 8 CONCLUSION

Les relations entre environnement urbain et choix modal font l'objet d'une attention soutenue depuis de nombreuses années de la part de chercheurs dans diverses disciplines. Ce foisonnement d'efforts de recherche a mené à la création de nombreuses méthodes de représentation de l'environnement urbain à des fins de modélisation des déplacements à pied, appelées indicateurs de marchabilité. Ce mémoire visait à clarifier la relation entre l'environnement urbain, tel que représenté par ces indicateurs de marchabilité, et la pratique de la marche.

8.1 Synthèse de la recherche et rappel des contributions

Une revue de la littérature a permis de relever les principales variables corrélées au choix de la marche au sein de trois univers de données : les variables relatives au ménage, à l'individu et au voisinage. Les principaux indicateurs composites de marchabilité ayant été proposés depuis l'an 2000 par la communauté scientifique ont également été recensés. Cela a permis de mettre en relief la variété de mesures développées ainsi que la diversité des variables qui entrent dans leur composition, même si toutes ces mesures cherchent à représenter un seul et même objet. Une recension des enjeux méthodologiques concernant la modélisation des déplacements à pied a également été effectuée. Celle-ci a notamment permis de relever l'absence d'une définition fixe de la notion de voisinage ainsi que la variabilité des paramètres caractérisant l'unité spatiale de mesure de la marchabilité.

Un indicateur de marchabilité innovant, le *Pedestrian Index of the Environment* (PIE) a par la suite été adapté au contexte de la région métropolitaine de Montréal. À l'aide de jeux de données ouvertes, gouvernementales et propriétaires, il a été possible d'effectuer pour la première fois le transfert de cette mesure – basée à l'origine sur un jeu de données agrégées, le *Context Tool* d'Oregon Metro – à une autre région métropolitaine. Des tests de sensibilité ont par la suite été réalisés sur différents paramètres de mesure, soulignant l'importance des changements apportés à l'indicateur en variant la définition de l'unité spatiale. L'adaptation de cet indicateur à une nouvelle région métropolitaine permet également d'en valider la transférabilité, c'est-à-dire la capacité à décrire l'environnement urbain relatif à la pratique de la marche et ce, indépendamment du contexte d'application. Le passage d'une base de données propriétaire à un ensemble de bases de données

accessibles aux chercheurs prouve aussi que l'indicateur est un outil pouvant être employé dans divers contextes urbains.

Une analyse descriptive des comportements de mobilité dans la région de Montréal a permis d'observer une corrélation entre la part modale de la marche et diverses variables relatives aux personnes et aux ménages. Appuyé sur ces conclusions, un processus de modélisation du choix modal a ensuite mis en relief la corrélation entre le PIE et le choix de la marche pour divers bassins de déplacements. Le processus a démontré l'utilité de l'identification des déplacements transférables à la marche pour améliorer la précision d'un modèle de choix modal. Il s'agit également de la première application d'un tel modèle à l'échelle de la région métropolitaine de Montréal à l'aide d'une base de données de déplacements désagrégée.

Diverses formulations du PIE, développées lors des tests de sensibilité, ont par la suite été intégrées dans une série de modèles de choix modal afin d'identifier la formulation démontrant la plus grande corrélation avec la pratique de la marche. La valeur moyenne des indicateurs à l'origine et à la destination des déplacements ainsi qu'au long de l'itinéraire modélisé se sont avérées être les deux méthodes de mesure permettant la plus grande adéquation statistique des modèles de choix modal. Un rayon de recherche de 2 kilomètres est ressorti comme étant le plus adapté à la représentation du voisinage en employant une fonction de décroissance quartique.

Finalement, la formulation du PIE offrant le meilleur ajustement statistique a été comparée avec une sélection d'indicateurs identifiés lors de la revue de littérature dans une nouvelle série de modèles de choix modal. Parmi ces indicateurs, l'Indice de potentiel piétonnier (IPP) est employé pour une première fois dans un modèle de choix modal et le *Neighborhood Destination Accessibility Index* (NDAI) est utilisé pour la première fois hors de son contexte original.

Par rapport au *Walkability Index* (WI), à l'IPP et au NDAI, le PIE constitue une méthode efficace pour représenter l'environnement urbain à des fins de modélisation des déplacements à pied. Le PIE offre une performance comparable ou supérieure aux autres mesures utilisées dans les modèles en ce qui concerne les déplacements à motif travail et magasinage, tandis que la mesure la plus populaire dans la littérature, le WI, s'avère la plus performante pour les autres motifs. De manière plus générale, les indicateurs de marchabilité incluant la dimension « densité » des 5 D, à savoir le PIE, le WI et l'IPP, permettent un meilleur ajustement statistique que le NDAI.

La formulation d'indicateurs de marchabilité et leur application dans un contexte de modélisation des déplacements à pied ne constituent pas une innovation dans la littérature portant sur les liens entre environnement urbain et mobilité. Toutefois, plusieurs des indicateurs employés dans ce domaine de recherche sont caractérisés par une construction très simple – addition des cotes Z des variables, par exemple – et des paramètres fixés arbitrairement – pondération des variables, dimensions de l'unité spatiale de mesure. L'emploi d'un indicateur innovant, en l'occurrence le PIE, et les tests de sensibilité réalisés sur celui-ci permettent de contribuer à l'élaboration de nouvelles mesures plus précises et plus cohérentes de la marchabilité, assises sur des bases conceptuelles davantage liées à l'univers de la marche – décroissance de l'attractivité des opportunités, prise en compte du confort des infrastructures, etc.

8.2 Limites

8.2.1 Limites relatives à la nature des données de mobilité

Tout d'abord, il est important de rappeler les limites associées aux données de l'Enquête OD 2013 en ce qui concerne les déplacements à pied. Ceux-ci sont généralement sous-représentés, autant en raison d'une sous-déclaration de ce type de déplacement, surtout les déplacements très courts au sein d'une chaîne complexe, mais également en raison de la méthode de classification des modes n'enregistre pas explicitement les déplacements d'accès à d'autres modes réalisés à pied.

La nature des informations collectées à propos des déplacements, c'est-à-dire l'origine et la destination des déplacements à pied, ne permet pas non plus au chercheur de connaître l'itinéraire emprunté par les piétons. Il faut donc avoir recours à un calcul de plus court chemin, une méthode qui permet simplement d'approximer les trajets choisis. Cela introduit donc une incertitude dans la définition de l'unité spatiale de mesure de la marchabilité. Un rayon de recherche suffisamment étendu peut cependant compenser partiellement pour cette incertitude.

Un ensemble de données transversales tel que l'Enquête OD 2013 ne permet pas non plus de tenir compte de facteurs comme l'endogénéité des choix de mobilité, c'est-à-dire de la propension des gens ayant une préférence pour la marche à choisir des environnements urbains leur permettant d'utiliser ce mode. Ce type de jeu de données permet seulement de souligner la corrélation entre divers facteurs, l'effet modélisé, mais pas d'établir un lien de causalité.

8.2.2 Limites relatives à la modélisation du choix de la marche

En raison de l'absence de données sur les trottoirs à l'échelle de la région métropolitaine de Montréal, une des six variables du PIE a dû être mise de côté dans la présente démarche de recherche. Une démarche de modélisation du choix modal à l'échelle d'un territoire où existe une telle base de données— les villes de Montréal, Laval ou Longueuil, par exemple — permettrait de comparer la performance de l'indicateur avec ou sans cette variable.

Par ailleurs, l'adaptation d'indicateurs de marchabilité employant exclusivement des variables de voisinage et ne tenant pas compte des variables associées à l'expérience piétonne — esthétique urbaine, qualité des trottoirs, sentiment de sécurité, etc. — permet de généraliser les analyses à un territoire d'envergure métropolitaine, mais ignore une série de facteurs d'importance qui ont une influence sur le choix de la marche. Avec le perfectionnement des outils informatiques et le développement de nouveaux ensembles de données caractérisant divers aspects de l'environnement urbain, il serait toutefois envisageable, dans un futur rapproché, d'intégrer ce type de variables dans un processus de modélisation du choix de la marche.

8.3 Perspectives

La confirmation de la transférabilité spatiale du PIE ainsi que l'identification d'une unité spatiale de mesure optimale pour celui-ci laissent entrevoir de nombreux champs d'application potentiels pour cet indicateur de marchabilité.

8.3.1 Perspectives d'application

Tout d'abord, la validation d'une mesure permettant de cerner précisément la marchabilité d'un secteur urbain en ce qui concerne les piétons permet d'envisager le développement d'un modèle complet de prévision de la demande piétonne. En effet, un indicateur de marchabilité pourrait être employé dans un modèle employant une mesure d'attractivité dans son module de distribution des déplacements, tel que suggéré par Clifton, Kelly J. et al. (2016a), en plus d'apporter davantage de précision au module de choix modal.

Une fois appliqué à un contexte métropolitain, un indicateur tel que le PIE peut également être employé comme outil de diagnostic de l'expérience piétonne. En comparant le score obtenu par un secteur et la part modale de la marche dans ce même secteur, il est effectivement possible d'isoler

les secteurs jouissant d'un fort potentiel piétonnier mais où la part modale de la marche est faible. Cette faible pratique de la marche pourrait être due à des facteurs relatifs à l'expérience piétonne tels que le débit de circulation, l'état des trottoirs ou la sécurité perçue des cheminements piétons. Une telle démarche permet ainsi de guider la sélection des secteurs où une analyse terrain de l'expérience piétonne devrait être réalisée.

Finalement, le PIE pourrait être intégré à un outil de simulation de scénarios de planification urbaine (*sketch planning*). Un tel outil permettrait, par exemple, de prévoir la part modale de la marche qui caractériserait un nouveau développement urbain et d'offrir des recommandations relatives à la structure de l'environnement urbain afin de maximiser l'accessibilité du quartier aux modes actifs.

8.3.2 Perspectives de recherche

De nombreuses perspectives s'offrent également pour la poursuite de la présente démarche de recherche. Tout d'abord, la disponibilité récente de données granulaires sur les environnements urbains collectées par LiDAR (*Light Detection and Ranging*) dans le contexte montréalais laisse entrevoir la possibilité d'intégrer à une démarche de modélisation du choix de la marche des variables relatives à l'expérience piétonne. Cela permettrait d'enrichir les modèles de choix modal développés à l'aide de données qui doivent autrement être collectées à l'aide de visites sur le terrain, empêchant ainsi leur mesure à une échelle métropolitaine.

La disponibilité de jeux de données sur les itinéraires réels empruntés par les piétons, collectées à l'aide d'applications employant le GPS, pourrait pour sa part permettre l'élaboration d'un modèle de choix des itinéraires piétons. Cela aurait pour avantage d'éliminer l'incertitude quant aux itinéraires élaborés à l'aide d'un algorithme standard de plus court chemin. Il serait également possible, à l'aide de ces itinéraires, de comprendre le rôle des différents aspects de l'environnement urbain sur la manière dont les piétons déterminent les trajets empruntés lors de leurs déplacements.

Pour finir, le développement d'un modèle de choix modal complet, incluant tous les modes, permettrait d'étudier le rôle de la marchabilité des environnements urbains dans le choix des modes nécessitant un accès à pied tels que le transport collectif et l'autopartage, ou encore d'un autre mode actif comme le vélo.

BIBLIOGRAPHIE

- Agrawal, A. W., & Schimek, P. (2007). Extent and correlates of walking in the USA. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 12(8), 548-563. doi:<https://doi.org/10.1016/j.trd.2007.07.005>
- Agrawal, A. W., Schlossberg, M., & Irvin, K. (2008). How Far, by Which Route and Why? A Spatial Analysis of Pedestrian Preference. *Journal of Urban Design*, 13(1), 81-98. doi:<https://doi.org/10.1080/13574800701804074>
- Badland, H. M., Schofield, G. M., Witten, K., Schluter, P. J., Mavoa, S., Kearns, R. A., . . . McPhee, J. (2009). Understanding the Relationship between Activity and Neighbourhoods (URBAN) Study: research design and methodology. *BMC Public Health*, 9(1), 1-11. doi:<https://dx.doi.org/10.1186/1471-2458-9-224>
- Berke, E. M., Koepsell, T. D., Moudon, A. V., Hoskins, R. E., & Larson, E. B. (2007). Association of the Built Environment With Physical Activity and Obesity in Older Persons. *American Journal of Public Health*, 97(3), 486-492. doi:<https://doi.org/10.2105/AJPH.2006.085837>
- Bonard, Y., & Matthey, L. (2010). Les éco-quartiers: laboratoires de la ville durable. Changement de paradigme ou éternel retour du même? *Cybergeog: European Journal of Geography*. Tiré de <http://cybergeog.revues.org/23202>
- Bonnell, P. (2002). *Prévision de la demande de transport*. (Habilitation à diriger les recherches, Université Lumière-Lyon II, Lyon, France). Accessible par HAL. Tiré de https://hal.archives-ouvertes.fr/tel-00268919/PDF/HDR_Bonnell_Patrick.pdf
- Buck, C., Pohlabein, H., Huybrechts, I., De Bourdeaudhuij, I., Pitsiladis, Y., Reisch, L., & Pigeot, I. (2011). Development and application of a moveability index to quantify possibilities for physical activity in the built environment of children. *Health & Place*, 17(6), 1191-1201. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.healthplace.2011.08.011>
- Buck, C., Tkaczick, T., Pitsiladis, Y., Bourdeaudhuij, I., Reisch, L., Ahrens, W., & Pigeot, I. (2014). Objective Measures of the Built Environment and Physical Activity in Children: From Walkability to Moveability. *Journal of Urban Health*, 92(1), 24-38. doi:<http://dx.doi.org/10.1007/s11524-014-9915-2>
- Burnham, K. P., & Anderson, D. R. (2004). Multimodel inference understanding AIC and BIC in model selection. *Sociological methods & research*, 33(2), 261-304. doi:<https://doi.org/10.1177/0049124104268644>
- Burnham, K. P., Anderson, D. R., & Burnham, K. P. (2002). *Model selection and multi-model inference : a practical information-theoretic approach*. New York: Springer.
- Cao, X. (2010). Exploring Causal Effects of Neighborhood Type on Walking Behavior Using Stratification on the Propensity Score. *Environment and Planning A*, 42(2), 487-504. doi:<https://doi.org/10.1068/a4269>
- Cao, X., Handy, S. L., & Mokhtarian, P. L. (2006). The Influences of the Built Environment and Residential Self-Selection on Pedestrian Behavior: Evidence from Austin, TX. *Transportation*, 33(1), 1-20. doi:<https://doi.org/10.1007/s11116-005-7027-2>

- Cerin, E., Leslie, E., Owen, N., & Bauman, A. (2007). Applying GIS in Physical Activity Research: Community 'Walkability' and Walking Behaviors. Dans P. C. Lai & A. S. H. Mak (édit.), *GIS for Health and the Environment: Development in the Asia-Pacific Region With 110 Figures* (p. 72-89). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Cervero, R., Ferrell, C., & Murphy, S. (2002). *Transit-oriented development and joint development in the United States: A literature review*. Tiré de <https://trid.trb.org/view.aspx?id=726711>
- Chen, C., Gong, H., & Paaswell, R. (2007). Role of the built environment on mode choice decisions: additional evidence on the impact of density. *Transportation*, 35(3), 285-299. doi:<https://doi.org/10.1007/s11116-007-9153-5>
- Clark, A. F., Scott, D. M., & Yiannakoulias, N. (2013). Examining the relationship between active travel, weather, and the built environment: a multilevel approach using a GPS-enhanced dataset. *Transportation*, 41(2), 325-338. doi:<https://doi.org/10.1007/s11116-013-9476-3>
- Clifton, K. J., Livi Smith, A. D., & Rodriguez, D. (2007). The development and testing of an audit for the pedestrian environment. *Landscape and Urban Planning*, 80(1-2), 95-110. doi:<https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2006.06.008>
- Clifton, K. J., Singleton, P. A., Muhs, C. D., & Schneider, R. J. (2016a). Development of destination choice models for pedestrian travel. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 94, 255-265. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.tra.2016.09.017>
- Clifton, K. J., Singleton, P. A., Muhs, C. D., & Schneider, R. J. (2016b). Representing pedestrian activity in travel demand models: Framework and application. *Journal of Transport Geography*, 52, 111-122. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2016.03.009>
- Clifton, K. J., Singleton, P. A., Muhs, C. D., Schneider, R. J., & Lagerwey, P. (2013). *Improving the Representation of the Pedestrian Environment in Travel Demand Models, Phase I* (Rapport n° OTREC-RR-510). Portland, OR: Oregon Transportation Research and Education Consortium. Tiré de <http://archives.pdx.edu/ds/psu/15445>
- Communauté métropolitaine de Montréal.). Observatoire Grand Montréal. Tiré de <http://cmm.qc.ca/donnees-et-territoire/observatoire-grand-montreal/produits-cartographiques/donnees-georeferencees/>
- Communauté métropolitaine de Montréal. (2012). *Un grand Montréal attractif, compétitif et durable : [Plan métropolitain d'aménagement et de développement, PMAD]* (Publication n° 9782923013909 2923013905 9782923013893 2923013891). Montréal: Communauté métropolitaine de Montréal. Tiré de <http://cmm.qc.ca/champs-intervention/amenagement/plans/pmad/>
- Craig, C. L., Brownson, R. C., Cragg, S. E., & Dunn, A. L. (2002). Exploring the effect of the environment on physical activity: A study examining walking to work. *American Journal of Preventive Medicine*, 23(2, Supplement 1), 36-43. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S0749-3797\(02\)00472-5](http://dx.doi.org/10.1016/S0749-3797(02)00472-5)
- Duncan, D. T., Aldstadt, J., Whalen, J., & Melly, S. J. (2012). Validation of Walk Scores and Transit Scores for estimating neighborhood walkability and transit availability: a small-area analysis. *GeoJournal*, 78(2), 407-416. doi:<https://doi.org/10.1007/s10708-011-9444-4>

- El-Geneidy, A. M., & Cerdá, A. (2012). *Mesures d'accessibilité : mesures de performance pour la planification de l'utilisation du sol et du transport dans la région métropolitaine de Montréal* (Rapport n° RTQ-10-03). [Québec]: Transports Québec. Tiré de http://www.cubiq.ribg.gouv.qc.ca/in/faces/details.xhtml?id=p%3A%3Ausmarcdef_0001117125
- Ewing, R., & Cervero, R. (2001). Travel and the Built Environment: A Synthesis. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1780, 87-114. doi:<https://doi.org/10.3141/1780-10>
- Ewing, R., & Cervero, R. (2010). Travel and the Built Environment: A Meta-Analysis. *Journal of the American Planning Association*, 76(3), 265-294. doi:<https://doi.org/10.1080/01944361003766766>
- Forsyth, A., Hearst, M., Oakes, J. M., & Schmitz, K. H. (2008). Design and Destinations: Factors Influencing Walking and Total Physical Activity. *Urban Studies*, 45(9), 1973-1996. doi:<https://doi.org/10.1177/0042098008093386>
- Forsyth, A., Oakes, J. M., Schmitz, K. H., & Hearst, M. (2007). Does Residential Density Increase Walking and Other Physical Activity? *Urban Studies*, 44(4), 679-697. doi:<https://doi.org/10.1080/00420980601184729>
- Frank, L. D., Sallis, J. F., Conway, T. L., Chapman, J. E., Saelens, B. E., & Bachman, W. (2006). Many Pathways from Land Use to Health: Associations between Neighborhood Walkability and Active Transportation, Body Mass Index, and Air Quality. *American Planning Association. Journal of the American Planning Association*, 72(1), 75-87. doi:<https://dx.doi.org/10.1080/01944360608976725>
- Frank, L. D., Sallis, J. F., Saelens, B. E., Leary, L., Cain, K., Conway, T. L., & Hess, P. M. (2010). The development of a walkability index: application to the Neighborhood Quality of Life Study. *British Journal of Sports Medicine*, 44(13), 924-933. doi:<https://doi.org/10.1136/bjsm.2009.058701>
- Frank, L. D., Schmid, T. L., Sallis, J. F., Chapman, J., & Saelens, B. E. (2005). Linking objectively measured physical activity with objectively measured urban form: findings from SMARTAQ. *Am J Prev Med*, 28(2 Suppl 2), 117-125. doi:<https://dx.doi.org/10.1016/j.amepre.2004.11.001>
- Gallagher, N. A., Clarke, P. J., & Gretebeck, K. A. (2014). Gender Differences in Neighborhood Walking in Older Adults. *Journal of Aging and Health*, 26(8), 1280-1300. doi:<https://doi.org/10.1177/0898264314532686>
- Gehl, J. (2012). Pour des villes à échelle humaine. Tiré de <http://banq.prenumerique.ca/accueil/isbn/9782897190118>
- Godefroy, F., & Morency, C. (2012). Estimating Latent Cycling Trips in Montreal, Canada. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2314, 120-128. doi:<https://doi.org/10.3141/2314-16>
- Godin, A. (2012). *L'accessibilité en transport: Méthodes et indicateurs*. Montréal: Polytechnique Montréal.

- Google. (2016, 12 juillet 2016). Overview | Static Transit. Tiré de <https://developers.google.com/transit/gtfs/reference/>
- Handy, S. (1996). Methodologies for exploring the link between urban form and travel behavior. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 1(2), 151-165. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S1361-9209\(96\)00010-7](http://dx.doi.org/10.1016/S1361-9209(96)00010-7)
- Handy, S. (2008). Regional transportation planning in the US: An examination of changes in technical aspects of the planning process in response to changing goals. *Transport Policy*, 15(2), 113-126. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.tranpol.2007.10.006>
- Handy, S., Boarnet, M., Ewing, R., & Killingsworth, R. (2002). How the built environment affects physical activity: Views from urban planning. *American Journal of Preventive Medicine*, 23(2, Supplement 1), 64-73. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S0749-3797\(02\)00475-0](http://dx.doi.org/10.1016/S0749-3797(02)00475-0)
- Hearst, M. O., Sirard, J. R., Forsyth, A., Parker, E. D., Klein, E. G., Green, C. G., & Lytle, L. A. (2013). The relationship of area-level sociodemographic characteristics, household composition and individual-level socioeconomic status on walking behavior among adults. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 50, 149-157. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.tra.2013.01.006>
- Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (1991). *Applied logistic regression*. New York, N.Y: Wiley.
- Institut national de santé publique du Québec. (2009). *Indicateurs géographiques de l'environnement bâti et de l'environnement des services influant sur l'activité physique, l'alimentation et le poids corporel* (Rapport n° 1001). Montréal, Québec, Canada: Institut national de santé publique du Québec. Tiré de <https://www.inspq.qc.ca/publications/1001>
- Institut national de santé publique du Québec. (2013). *Portrait de l'environnement bâti et de l'environnement des services : un outil d'analyse pour améliorer les habitudes de vie* (Rapport n° 1451). Montréal, Québec, Canada: Institut national de santé publique du Québec. Tiré de <https://www.inspq.qc.ca/publications/1451>
- Joly, M., Morency, C., & Bonnel, P. (2009). Motorisation et localisation : quels effets sur le choix du modal ? *Les Cahiers scientifiques du transport*(55), pp. 97-125. Tiré de <https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-00456587>
- Kenworthy, J. R., & Laube, F. B. (1999). Patterns of automobile dependence in cities: an international overview of key physical and economic dimensions with some implications for urban policy. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 33(7), 691-723. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S0965-8564\(99\)00006-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0965-8564(99)00006-3)
- Kerr, J., Frank, L. D., Sallis, J. F., & Chapman, J. (2007). Urban form correlates of pedestrian travel in youth: Differences by gender, race-ethnicity and household attributes. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 12(3), 177-182. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2007.01.006>
- Kim, S., Park, S., & Lee, J. S. (2014). Meso- or micro-scale? Environmental factors influencing pedestrian satisfaction. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 30, 10-20. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2014.05.005>
- Koohsari, M. J., Badland, H., Sugiyama, T., Mavoa, S., Christian, H., & Giles-Corti, B. (2014). Mismatch between Perceived and Objectively Measured Land Use Mix and Street

- Connectivity: Associations with Neighborhood Walking. *Journal of Urban Health*, 92(2), 242-252. doi:<https://dx.doi.org/10.1007/s11524-014-9928-x>
- Koschinsky, J., Talen, E., Alfonzo, M., & Lee, S. (2016). How walkable is Walker's paradise? *Environment and Planning B: Planning and Design*. doi:<https://dx.doi.org/10.1177/0265813515625641>
- Krizek, K. J., & Johnson, P. J. (2006). Proximity to Trails and Retail: Effects on Urban Cycling and Walking. *Journal of the American Planning Association*, 72(1), 33-42. doi:<https://doi.org/10.1080/01944360608976722>
- Kuzmyak, J., Baber, C., & Savory, D. (2006). Use of Walk Opportunities Index to Quantify Local Accessibility. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1977, 145-153. doi:<https://doi.org/10.3141/1977-19>
- Lamíquiz, P. J., & López-Domínguez, J. (2015). Effects of built environment on walking at the neighbourhood scale. A new role for street networks by modelling their configurational accessibility? *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 74, 148-163. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.tra.2015.02.003>
- Leslie, E., Cerin, E., duToit, L., Owen, N., & Bauman, A. (2007). Objectively Assessing 'Walkability' of Local Communities: Using GIS to Identify the Relevant Environmental Attributes. Dans P. C. Lai & A. S. H. Mak (édit.), *GIS for Health and the Environment: Development in the Asia-Pacific Region With 110 Figures* (p. 91-104). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Liu, X., & Long, Y. (2015). Automated identification and characterization of parcels with OpenStreetMap and points of interest. *Environment and Planning B: Planning and Design*. doi:<https://doi.org/10.1177/0265813515604767>
- Lloyd, C. D. (2010). *Spatial data analysis : an introduction for GIS users*. Tiré de <http://app.knovel.com/hotlink/toc/id:kpSDAAIGI8/spatial-data-analysis/spatial-data-analysis>
- Luxen, D., & Vetter, C. (2011). *Real-time routing with OpenStreetMap data*. Communication présentée à Proceedings of the 19th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, Chicago, Illinois. Tiré de <http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=2093973.2094062>
- Maghelal, P. K., & Capp, C. J. (2011). Walkability: A Review of Existing Pedestrian Indices. *URISA Journal*, 23(2), 5-19. Tiré de <http://www.urisa.org/clientuploads/directory/Documents/Journal/Vol%2023%20No%202.pdf>
- Manaugh, K., & El-Geneidy, A. (2011). Validating walkability indices: How do different households respond to the walkability of their neighborhood? *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 16(4), 309-315. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2011.01.009>
- Manaugh, K., & Kreider, T. (2013). What is mixed use? Presenting an interaction method for measuring land use mix. *Journal of Transportation and Land Use*, 6(1), 10. doi:<https://doi.org/10.5198/jtlu.v6i1.291>

- Manaugh, K., Miranda-Moreno, L. F., & El-Geneidy, A. M. (2010). The effect of neighbourhood characteristics, accessibility, home–work location, and demographics on commuting distances. *Transportation*, 37(4), 627-646. doi:<https://doi.org/10.1007/s11116-010-9275-z>
- Mapzen. (2016). Metro Extracts. Tiré de <https://mapzen.com/data/metro-extracts/>
- Martel Poliquin, É. (2012). *Mieux comprendre les déterminants du choix modal*. (Mémoire de maîtrise, Polytechnique Montréal, Montréal, Québec, Canada). Tiré de <http://publications.polymtl.ca/id/eprint/904>
- Martin, T. (2016). *Exploration de données spatiales pour l'analyse des victimes routières et du partage de la rue*. (Mémoire de maîtrise, Polytechnique de Montréal, Montréal, Québec, Canada). Tiré de <https://publications.polymtl.ca/2132/>
- Millstein, R. A., Cain, K. L., Sallis, J. F., Conway, T. L., Geremia, C., Frank, L. D., . . . Saelens, B. E. (2013). Development, scoring, and reliability of the Microscale Audit of Pedestrian Streetscapes (MAPS). *BMC Public Health*, 13(1), 1-15. doi:<https://doi.org/10.1186/1471-2458-13-403>
- Mitra, R., Buliung, R., & Roorda, M. (2010). Built Environment and School Travel Mode Choice in Toronto, Canada. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2156, 150-159. doi:<https://doi.org/10.3141/2156-17>
- Morency, C., Demers, M., & Poliquin, E. (2014). Shifting short motorized trips to walking: The potential of active transportation for physical activity in Montreal. *Journal of Transport & Health*, 1(2), 100-107. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jth.2014.03.002>
- Morency, C., Paez, A., Roorda, M. J., Mercado, R., & Farber, S. (2011). Distance traveled in three Canadian cities: Spatial analysis from the perspective of vulnerable population segments. *Journal of Transport Geography*, 19(1), 39-50. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2009.09.013>
- Morency, C., Trépanier, M., Tremblay, V., & Martel Poliquin, É. (2011). *Insights on the Determinants of Walk Trips Using Large Scale Travel Survey Data*. Communication présentée à T&DI Congress 2011: Integrated Transportation and Development for a Better Tomorrow, Chicago, IL, ASCE, Reston, VA (p. 1006-1015). doi:[https://doi.org/10.1061/41167\(398\)96](https://doi.org/10.1061/41167(398)96)
- Moudon, A. V., & Lee, C. (2003). Walking and Bicycling: An Evaluation of Environmental Audit Instruments. *American Journal of Health Promotion*, 18(1), 21-37. doi:<https://doi.org/10.4278/0890-1171-18.1.21>
- Moudon, A. V., Lee, C., Cheadle, A. D., Garvin, C., Johnson, D., Schmid, T. L., . . . Lin, L. (2006). Operational definitions of walkable neighborhood: theoretical and empirical insights. *Journal of Physical Activity & Health*, 3, S99. doi:<https://doi.org/10.1123/jpah.3.s1.s99>
- Murakami, E., Rosenbloom, S., Plessis-Fraissard, M., Giuliano, G., & Schweitzer, L. A. (2010). *Changing Demographics, Women's Travel Patterns, and Transportation Policy*. Communication présentée à Women's Issues in Transportation: Summary of the 4th International Conference. Conference overview and plenary papers (vol. 46, p. 7). Tiré de <http://www.trb.org/Publications/Blurbs/165294.aspx>
- Newman, P., & Kenworthy, J. (1999). *Sustainability and Cities*. Washington, D.C.: Island Press.

- Newman, P. W. G., & Kenworthy, J. R. (1996). The land use—transport connection. *Land Use Policy*, 13(1), 1-22. doi:[http://dx.doi.org/10.1016/0264-8377\(95\)00027-5](http://dx.doi.org/10.1016/0264-8377(95)00027-5)
- Noland, R. B., Park, H., Von Hagen, L. A., & Chatman, D. G. (2014). A mode choice analysis of school trips in New Jersey. *Journal of Transportation and Land Use*, 7(2), 23. doi:<https://doi.org/10.5198/jtlu.v7i2.444>
- Oregon Metro.). Metro Context Tool - State of the Centers. Tiré de <https://gis.oregonmetro.gov/cistool/> [Note: accessible seulement à l'aide d'Internet Explorer]
- Organisation mondiale de la Santé. (2000). *Obésité : prévention et prise en charge de l'épidémie mondiale* (Rapport n° 894). Genève: Organisation mondiale de la Santé. Tiré de http://www.who.int/nutrition/publications/obesity/WHO_TRS_894/fr/
- Ozbil, A. N. (2010). *Walking to the station: The effects of street connectivity on walkability and access to transit*. (Ph.D., Georgia Institute of Technology, Ann Arbor). Tiré de <http://hdl.handle.net/1853/42789>
- Panther, J. R., Jones, A. P., & van Sluijs, E. M. F. (2008). Environmental determinants of active travel in youth: A review and framework for future research. *The International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, 5, 34-34. doi:<https://dx.doi.org/10.1186/1479-5868-5-34>
- Paquin, S., & Dubé, A.-S. (2011). La carte conceptuelle du transport actif urbain. *Cahiers de géographie du Québec*, 55(156), 399-428. doi:<https://doi.org/10.7202/1008840ar>
- Parks, J. R., & Schofer, J. L. (2006). Characterizing neighborhood pedestrian environments with secondary data. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 11(4), 250-263. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2006.04.003>
- Porta, S., & Renne, J. L. (2005). Linking urban design to sustainability: formal indicators of social urban sustainability field research in Perth, Western Australia. *Urban Design International*, 10(1), 51-64. doi:<http://dx.doi.org/10.1057/palgrave.udi.9000136>
- Primerano, F., Taylor, M. A. P., Pitaksringkarn, L., & Tisato, P. (2008). Defining and understanding trip chaining behaviour. *Transportation*, 35(1), 55-72. doi:<https://doi.org/10.1007/s11116-007-9134-8>
- R Core Team. (2016). R: A Language and environment for statistical computing. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing. Tiré de <https://www.R-project.org/>
- Raulin, F., Lord, S., & Negron-Poblete, P. (2016). Évaluation de la marchabilité de trois environnements urbains de la région métropolitaine montréalaise à partir de l'outil MAPPA. *VertigO - la revue électronique en sciences de l'environnement*, 16(2). doi:<https://dx.doi.org/10.4000/vertigo.17774>
- Rodríguez, D. A., Khattak, A. J., & Evenson, K. R. (2006). Can New Urbanism Encourage Physical Activity?: Comparing a New Urbanist Neighborhood with Conventional Suburbs. *Journal of the American Planning Association*, 72(1), 43-54. doi:<https://doi.org/10.1080/01944360608976723>

- Saelens, B. E., & Handy, S. L. (2008). Built Environment Correlates of Walking: A Review. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 40(7), S550-S566. doi:<https://doi.org/10.1249/MSS.0b013e31817c67a4>
- Saelens, B. E., Sallis, J. F., & Frank, L. D. (2003). Environmental correlates of walking and cycling: Findings from the transportation, urban design, and planning literatures. *Annals of Behavioral Medicine*, 25(2), 80-91. doi:https://dx.doi.org/10.1207/s15324796abm2502_03
- Sallis, J. F., Frank, L. D., Saelens, B. E., & Kraft, M. K. (2004). Active transportation and physical activity: opportunities for collaboration on transportation and public health research. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 38(4), 249-268. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.tra.2003.11.003>
- Schipperijn, J., Ejstrud, B., & Troelsen, J. (2013). GIS: A Spatial Turn in the Health Science? Dans C. Stock & A. Ellaway (édit.), *Neighbourhood Structure and Health Promotion* (p. 127-152). Boston, MA: Springer US.
- Schneider, R. J. (2013). Measuring transportation at a human scale: An intercept survey approach to capture pedestrian activity. *Journal of Transportation and Land Use*, 6(3), 17. doi:<https://doi.org/10.5198/jtlu.v6i3.311>
- Secrétariat à l'enquête Origine-Destination. (2013). *Enquête Origine-Destination 2013: La mobilité des personnes dans la région de Montréal*. Montréal: Agence métropolitaine de transport. Tiré de <https://www.amt.qc.ca/Media/Default/pdf/section8/enquete-od-2013-mobilite-personnes-region-montreal.pdf>
- Sehatzadeh, B., Noland, R. B., & Weiner, M. D. (2011). Walking frequency, cars, dogs, and the built environment. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 45(8), 741-754. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.tra.2011.06.001>
- Sicotte, G. (2014). *Modélisation de l'interdépendance entre modes de transport et chaînes de déplacements*. (Mémoire de maîtrise, Polytechnique Montréal, Montréal, Québec, Canada). Tiré de <http://publications.polymtl.ca/id/eprint/1657>
- Singleton, P. A., Schneider, R. J., Muhs, C., & Clifton, K. J. (2014). *The Pedestrian Index of the Environment: Representing the Walking Environment in Planning Applications*. Communication présentée à Transportation Research Board 93rd Annual Meeting, Washington DC. Tiré de <http://trid.trb.org/view.aspx?id=1289281>
- Statistique Canada. (2013, 11 septembre 2013). Montréal, RMR, Québec (Code 462) (tableau). Profil de l'enquête nationale auprès des ménages (ENM). *Enquête nationale auprès des ménages de 2011, produit n° 99-004-XWF au catalogue de Statistique Canada*. Tiré de <http://www12.statcan.gc.ca/nhs-enm/2011/dp-pd/prof/index.cfm?Lang=F>
- Statistique Canada. (2015a, 31 décembre 2015). Chapitre 3 – Plan d'échantillonnage et collecte. Tiré de http://www12.statcan.gc.ca/nhs-enm/2011/ref/nhs-enm_guide/guide_2-fra.cfm
- Statistique Canada. (2015b, 27 novembre 2015). Secteur de recensement (SR). Tiré de <http://www12.statcan.gc.ca/census-recensement/2011/ref/dict/geo013-fra.cfm>
- Statistique Canada. (2017, 8 mai 2017). Le Système de classification des industries de l'Amérique du Nord (SCIAN) 2007. Tiré de <http://www.statcan.gc.ca/fra/sujets/norme/scian/2007/index>

- Tal, G., & Handy, S. (2012). Measuring Nonmotorized Accessibility and Connectivity in a Robust Pedestrian Network. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2299, 48-56. doi:<https://doi.org/10.3141/2299-06>
- Vale, D. S., Saraiva, M., & Pereira, M. (2015). Active accessibility: A review of operational measures of walking and cycling accessibility. *Journal of Transportation and Land Use*, 9(1). doi:<https://dx.doi.org/10.5198/jtlu.2015.593>
- Valiquette, F. (2010). *Typologie des chaînes de déplacements et modélisation descriptive des systèmes d'activités des personnes*. (Mémoire de maîtrise, Polytechnique Montréal, Montréal, Québec, Canada). Accessible par PolyPublie. Tiré de <https://publications.polymtl.ca/405/>
- Vaughn, S. T. (2011). *Women's Safety and Security Issues with Bicycling and Walking: Examination of Potential Planning, Design, and Technology Solutions*. Communication présentée à Transportation Research Board Conference Proceedings (vol. 2). Tiré de <https://trid.trb.org/view.aspx?id=1101833>
- Ville de Montréal. (2008). *Plan de transport 2008 : réinventer Montréal*. Montréal: Ville de Montréal, Service des infrastructures, transport et environnement, Direction des transports, Division du développement des transport. Tiré de http://ville.montreal.qc.ca/portal/page?_pageid=8957,99681670&_dad=portal&_schema=PORTAL
- Walk Score. (2016). Walk Score Methodology. Tiré de <https://www.walkscore.com/methodology.shtml>
- Winters, M., Barnes, R., Venners, S., Ste-Marie, N., McKay, H., Sims-Gould, J., & Ashe, M. (2015). Older adults' outdoor walking and the built environment: does income matter? *BMC Public Health*, 15(1), 1-8. doi:<https://doi.org/10.1186/s12889-015-2224-1>
- Witten, K., Pearce, J., & Day, P. (2011). Neighbourhood Destination Accessibility Index: A GIS Tool for Measuring Infrastructure Support for Neighbourhood Physical Activity. *Environment and Planning A*, 43(1), 205-223. doi:<https://dx.doi.org/10.1068/a43219>
- Wong, B. Y.-M., Faulkner, G., & Buliung, R. (2011). GIS measured environmental correlates of active school transport: A systematic review of 14 studies. *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, 8(1), 1-22. doi:<http://dx.doi.org/10.1186/1479-5868-8-39>
- Yasmin, F., Morency, C., & Roorda, M. J. (2015). Assessment of spatial transferability of an activity-based model, TASHA. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 78, 200-213. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.tra.2015.05.008>
- Zhang, M., Shen, Q., & Sussman, J. (1999). Strategies to improve job accessibility: Case study of Tren Urbano in San Juan metropolitan region. *Transportation Research Record*(1669), 53-60. doi:<https://doi.org/10.3141/1669-07>
- Zhu, X., & Chen, C. (2016). *The built environment affects non-motorized travel behaviors differently for lower- and higher-income people*. Communication présentée à Transportation Research Board 96th Annual Meeting, Washington, DC. Tiré de <https://trid.trb.org/view.aspx?id=1393179>

Zielstra, D., & Hochmair, H. (2012). Using Free and Proprietary Data to Compare Shortest-Path Lengths for Effective Pedestrian Routing in Street Networks. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2299, 41-47. doi:<https://doi.org/10.3141/2299-05>

ANNEXES

ANNEXE A : EXTRACTION DU RÉSEAU PIÉTONNIER OSM

Critères employés pour la sélection du réseau piétonnier à partir de la géobase OSM extraite par Mapzen (clause WHERE de la requête SQL):

```

        highway IS NOT NULL
AND
    -- Éliminer les voies non accessibles aux piétons
    (
        foot != 'no'
    OR
        foot IS NULL
    )
AND
    (
        -- Retirer les voies de service
        (
            (
                highway = 'service'
            AND
                service != 'parking_aisle'
            AND
                service != 'bus_parking'
            AND
                service != 'crossover'
            AND
                service != 'drive_through'
            AND
                service != 'drive-through'
            AND
                service != 'driveway'
            AND
                service != 'emergency_access'
            AND
                service != 'Gas_Station_Lane'
            AND
                service != 'international'
            AND
                service != 'rollercoaster'
            AND
                service != 'siding'
            AND
                service != 'spur'
            AND
                service != 'weighbridge'
            AND
                service != 'yard'

```

```

        )
    AND
        (
            highway != 'service'
        AND
            service is null
        )
    )
and
    -- Retirer les chemins d'accès
    (
        (
            "access" != 'private'
        AND
            "access" != 'delivery'
        AND
            "access" != 'forestry'
        AND
            "access" != 'bus'
        AND
            "access" != 'customers'
        AND
            "access" != 'restricted'
        )
    OR
        "access" IS null
    )
AND
    -- Retirer les autoroutes, les voies projetées et les bretelles
d'accès
    (
        highway != 'abandoned'
    AND
        highway != 'construction'
    AND
        highway != 'motorway'
    AND
        highway != 'trunk'
    AND
        highway != 'trunk_link'
    AND
        highway != 'motorway_link'
    AND
        highway != 'proposed'
    AND
        highway != 'raceway'
    AND
        highway != 'rest_area'
    AND
        highway != 'primary_link'
    AND

```

```

        highway != 'secondary_link'
AND
        highway != 'tertiary_link'
    )

AND
    -- Retirer les trottoirs
    (
        (
            tags NOT LIKE '%"footway"=>"sidewalk"'
        AND
            tags NOT LIKE '%"footway"=>"crossing"'
        )
    OR
        tags IS NULL
    )
AND
    -- Retirer les voies entièrement réservées au transport collectif
    (
        tags NOT LIKE '"%psv"'
    OR
        tags IS NULL
    )
)

```

ANNEXE B : PONDÉRATION DE LA VARIABLE *CONFORT DES INFRASTRUCTURES* DU PIE

Type de voie	Valeur du champ <i>highway</i> (OSM)	Confort	Notes
Sentier piétonnier/équestre (!)	Bridleway	Élevé	
Corridor piétonnier	Corridor	Élevé	
Piste cyclable/multifonctionnelle	Cycleway	Élevé	foot != 'no'
Voie piétonne	Footway	Élevé	"highway" = 'footway' AND ("tags" NOT LIKE '%sidewalk%' and "tags" NOT LIKE '%crossing%' or "tags" is null)
Rue partagée	Living_street	Élevé	
Autoroute	Motorway	n/a	Non accessibles aux piétons
Bretelle d'autoroute	Motorway_link	n/a	Non accessibles aux piétons
Sentier (parc)	Path	Élevé	
Rues piétonnes	Pedestrian	Élevé	
Artères de niveau métropolitain	Primary	Faible	foot != 'no'
Routes artérielles	Primary	n/a	Non accessibles aux piétons
Bretelles d'artères	Primary_link	n/a	Non accessibles aux piétons
Rues résidentielles	Residential	Élevé	
Routes non classifiées	Road	n/a	
Artères urbaines	Secondary	Faible	En l'absence d'une infrastructure cyclable
Bretelles artérielles	Secondary_link	Faible	En l'absence d'une infrastructure cyclable
Service	Service	n/a	
Escaliers	Steps	Élevé	
Collectrices	Tertiary	Faible	En l'absence d'une infrastructure cyclable
Bretelles de collectrices	Teritiary_link	Faible	En l'absence d'une infrastructure cyclable
Voies agricoles et chemins non pavés	Track	n/a	
Routes principales	Trunk	n/a	
Bretelles de routes principales	Trunk_link	n/a	
Non-classé	Unclassified	Moyen	
Voie comprenant une voie cyclable	<i>Voir à la page suivante</i>	Élevé	La présence d'une voie cyclable est considérée comme rendant la voie confortable pour tous les usagers actifs

Extrait de la requête d'identification des segments comptant une infrastructure cyclable (clause *WHERE*):

```
(
    "bicycle" != 'no'
AND
    "bicycle" != 'dismount'
)
OR
"highway" = 'cycleway'
OR
(
    "tags" LIKE '%cycleway%'
AND
    "tags" NOT LIKE '%"cycleway"=>"no"%'
)
OR
(
    "tags" LIKE '%bicycle%'
)
OR
(
    "tags" LIKE '%lcn%'
OR
    "tags" LIKE '%rcn%'
OR
    "tags" LIKE '%ncn%'
OR
    "tags" LIKE '%icn%'
)
OR
(
    "route" LIKE '%cycle%'
)
```

ANNEXE C : DESCRIPTION DES VARIABLES INDÉPENDANTES – MODÈLES 5 À 8

Tableau C.1 : Description des variables indépendantes – Modèle 5

	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart type	Coefficient de variation
a_piedTRUE	0	1	0,542	0,498	92 %
m_pers[1,2[0	1	0,129	0,335	260 %
m_pers[3,4[0	1	0,221	0,415	188 %
m_pers[4,99[0	1	0,310	0,462	149 %
acces_auto[0,1e-06[0	1	0,168	0,373	223 %
acces_auto[1e-06,1[0	1	0,271	0,445	164 %
p_sexe2	0	1	0,555	0,497	90 %
p_age[16,25[0	1	0,104	0,305	293 %
p_age[65,99[0	1	0,063	0,243	385 %
dist_reseau]0,200]	0	1	0,070	0,256	363 %
dist_reseau]200,400]	0	1	0,121	0,326	270 %
dist_reseau]400,800]	0	1	0,281	0,450	160 %
type_chaine complexe	0	1	0,549	0,498	91 %
PIE	20	95,886	56,366	17,666	31 %

Tableau C.2 : Description des variables indépendantes – Modèle 6

	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart type	Coefficient de variation
a_piedTRUE	0	1	0,676	0,468	69 %
m_pers[1,2[0	1	0,008	0,090	1 104 %
acces_auto[0,1e-06[0	1	0,127	0,333	263 %
acces_auto[1e-06,1[0	1	0,224	0,417	186 %
p_sexe2	0	1	0,488	0,500	102 %
p_age[5,16[0	1	0,856	0,351	41 %
dist_reseau]0,200]	0	1	0,056	0,231	409 %
dist_reseau]200,400]	0	1	0,187	0,390	208 %
type_chaine complexe	0	1	0,341	0,474	139 %
PIE	20	95,886	52,600	14,950	28 %

Tableau C.3 : Description des variables indépendantes – Modèle 7

	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart type	Coefficient de variation
a_piedTRUE	0	1	0,560	0,496	89 %
m_pers[1,2[0	1	0,278	0,448	161 %
m_pers[3,4[0	1	0,134	0,341	254 %
m_pers[4,99[0	1	0,169	0,375	222 %
acces_auto0	0	1	0,288	0,453	157 %
acces_auto[0,1[0	1	0,214	0,410	192 %
p_sexe2	0	1	0,545	0,498	91 %
p_age[5,16[0	1	0,010	0,100	990 %
p_age[16,25[0	1	0,032	0,176	551 %
p_age[65,99[0	1	0,340	0,474	139 %
dist_reseau[0,200]	0	1	0,105	0,307	292 %
dist_reseau[200,400]	0	1	0,163	0,370	226 %
dist_reseau[400,800]	0	1	0,316	0,465	147 %
type_chaine complexe	0	1	0,658	0,474	72 %
PIE	20	95,886	59,328	16,351	28 %

Tableau C.4 : Description des variables indépendantes – Modèle 8

	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart type	Coefficient de variation
a_piedTRUE	0	1	0,603	0,489	81 %
m_pers[1,2[0	1	0,232	0,422	182 %
acces_auto[0,1e-06[0	1	0,222	0,415	188 %
acces_auto[1e-06,1[0	1	0,274	0,446	163 %
p_sexe2	0	1	0,508	0,500	98 %
p_age[5,16[0	1	0,096	0,294	307 %
p_age[16,25[0	1	0,099	0,298	302 %
p_age[65,99[0	1	0,260	0,439	169 %
dist_reseau[0,200]	0	1	0,092	0,289	315 %
dist_reseau[200,400]	0	1	0,144	0,351	244 %
dist_reseau[400,800]	0	1	0,332	0,471	142 %
type_chaine complexe	0	1	0,793	0,405	51 %
PIE	20	95,886	61,351	17,567	29 %

ANNEXE D : MATRICES DE CORRÉLATION – MODÈLES 5 À 8

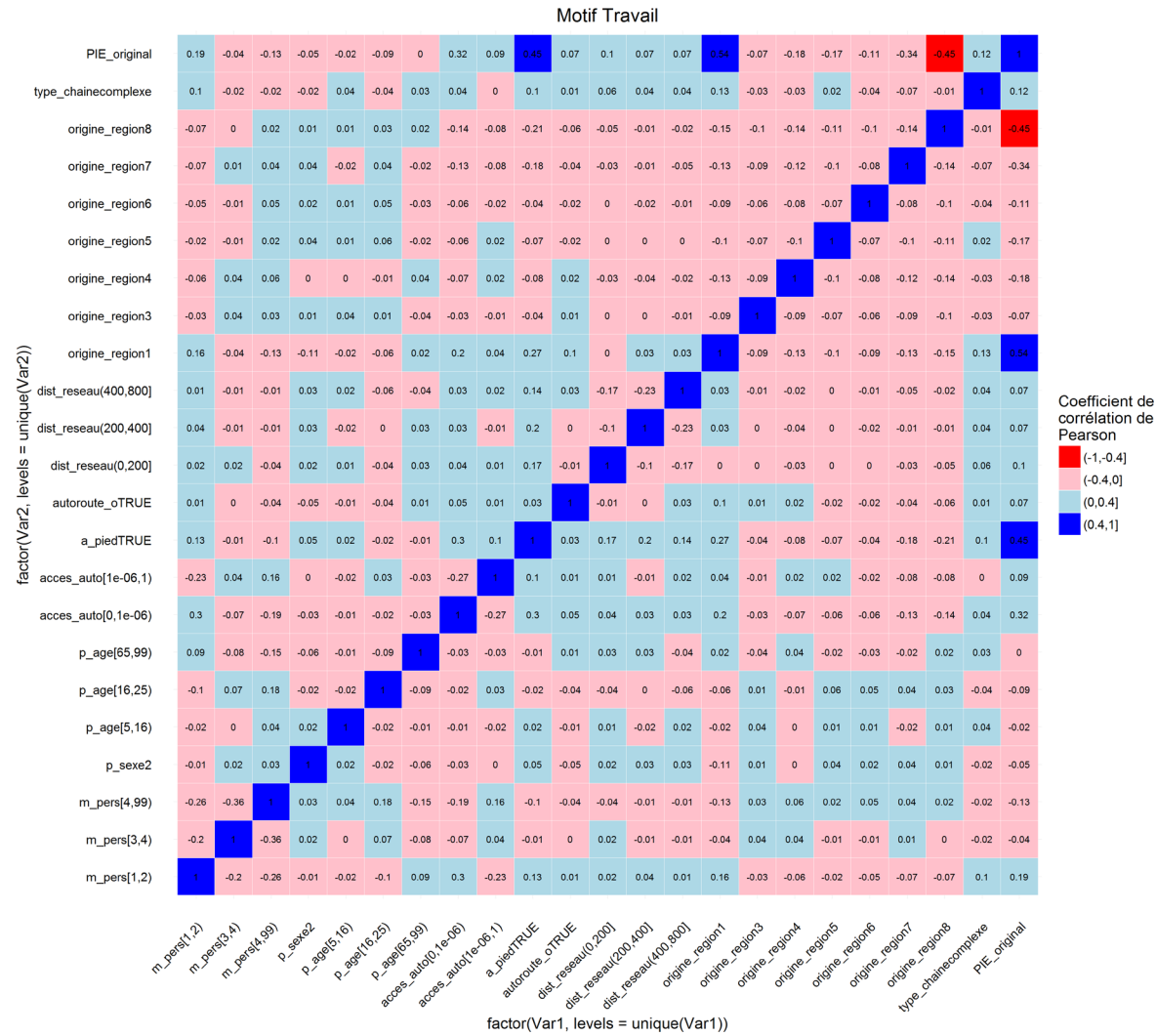


Figure D.1 : Matrice de corrélation – Modèle 5

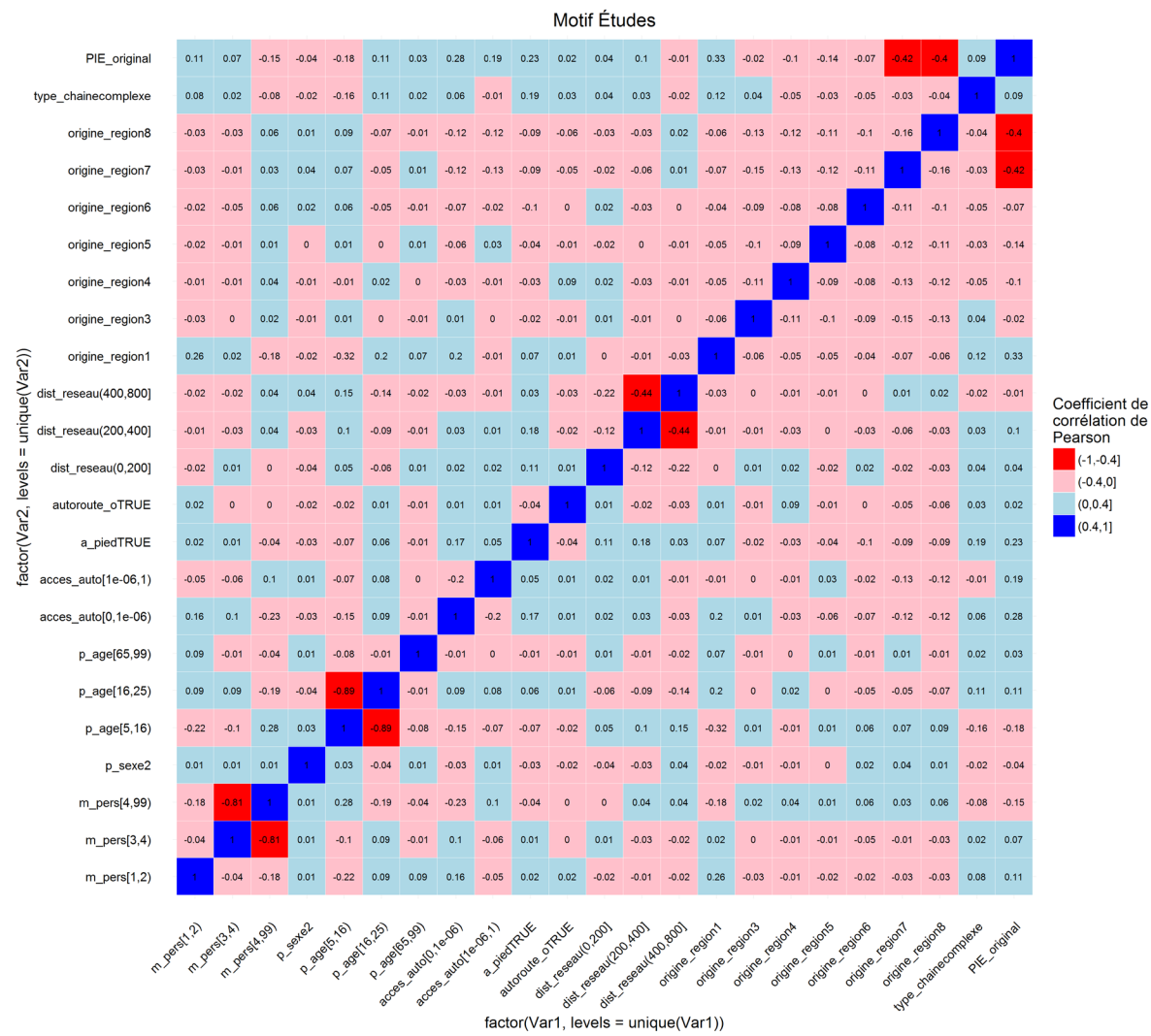


Figure D.2 : Matrice de corrélation – Modèle 6

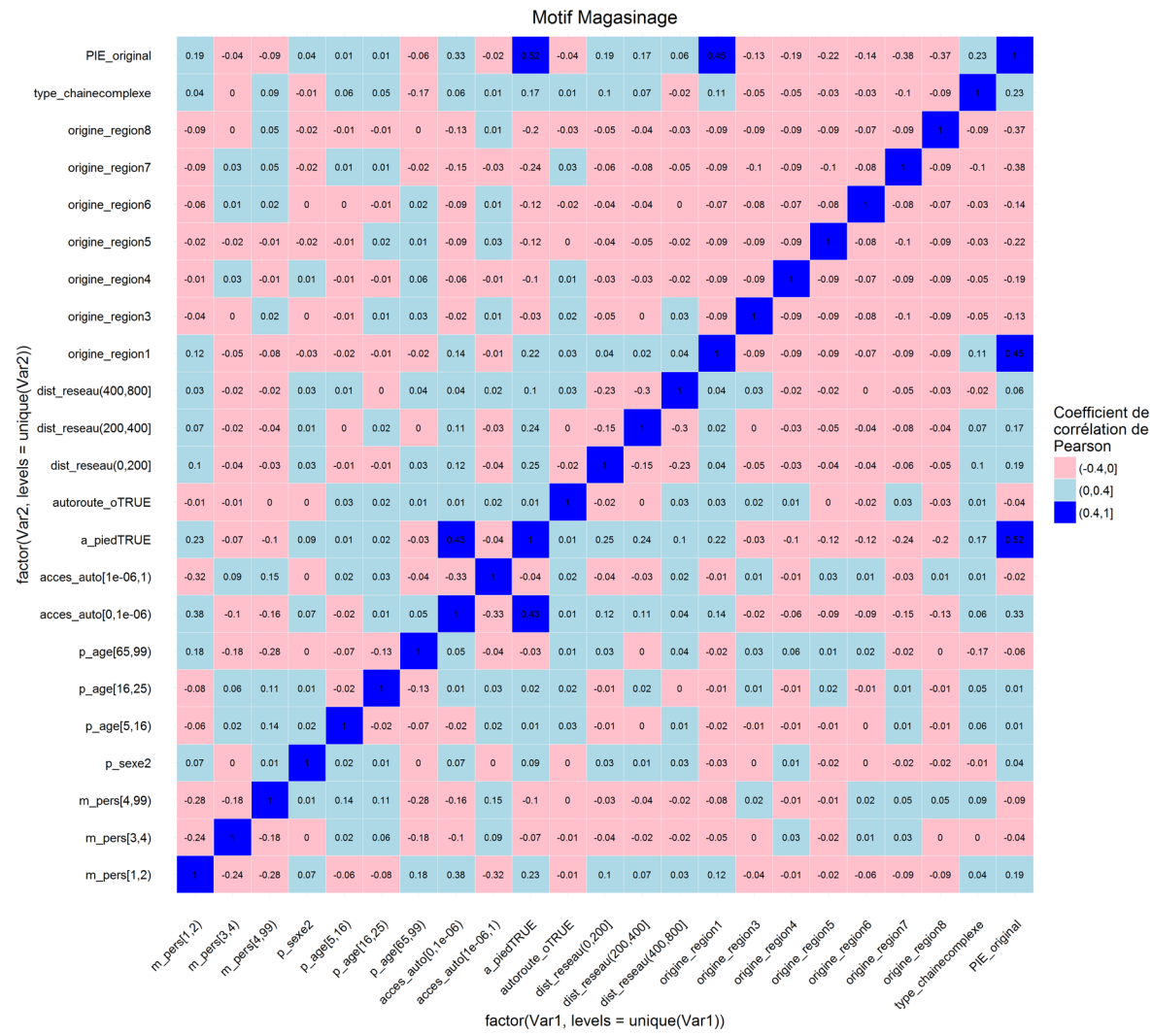


Figure D.3 : Matrice de corrélation – Modèle 7

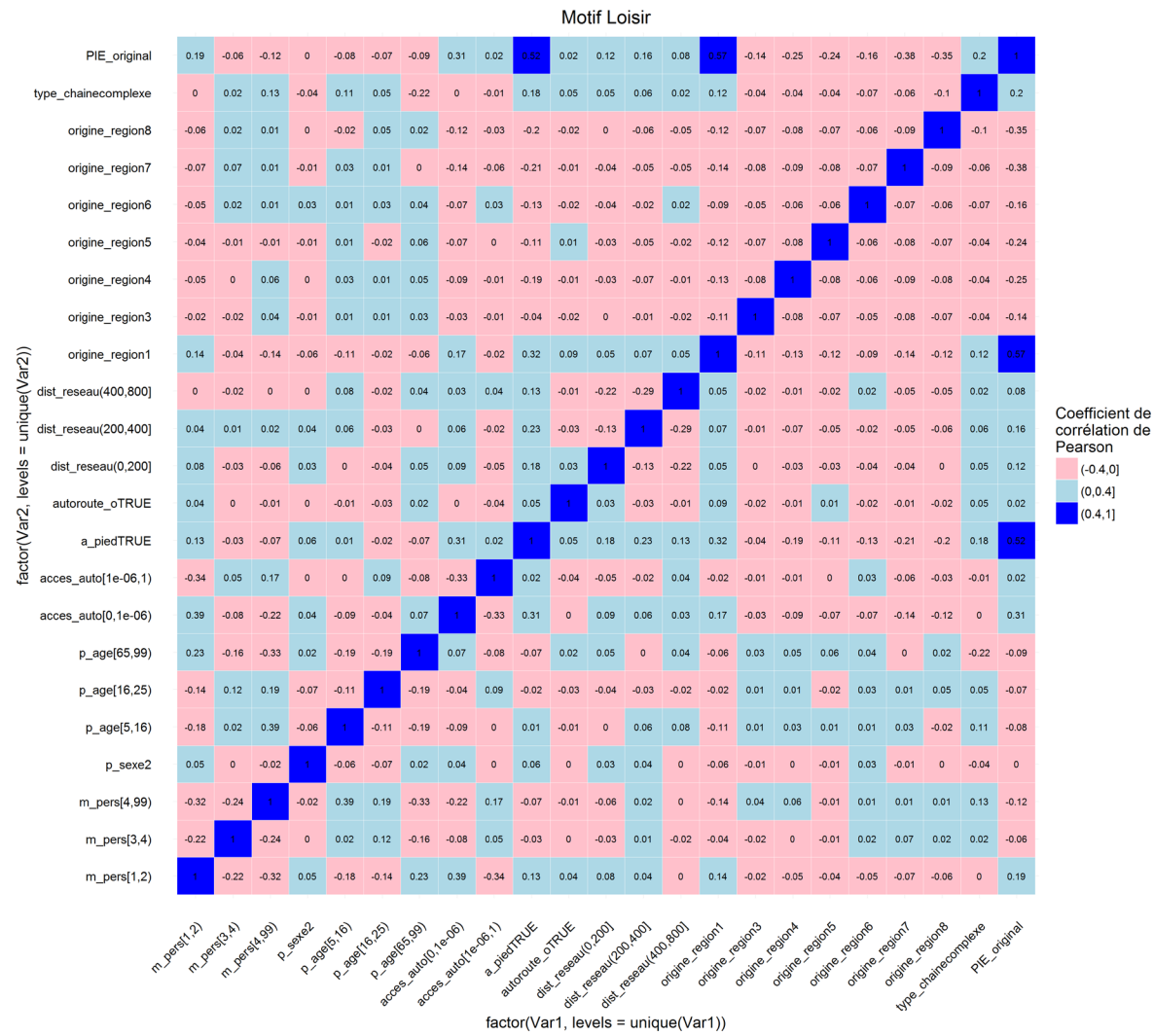


Figure D.4 : Matrice de corrélation – Modèle 8

ANNEXE E : RÉSULTATS COMPLETS – MODÈLES 5 À 8

Modèle 5

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.6295	-0.7753	0.2650	0.7599	2.3978

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-4.103244	0.226507	-18.115	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.258278	0.178841	1.444	0.14869	
m_pers[3,4[-0.004459	0.135807	-0.033	0.97381	
m_pers[4,99[-0.244083	0.125618	-1.943	0.05201	.
acces_auto[0,1e-06[1.704367	0.175234	9.726	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.829276	0.113212	7.325	2.39e-13	***
p_sexe2	0.446069	0.099725	4.473	7.71e-06	***
p_age[16,25[0.367758	0.165646	2.220	0.02641	*
p_age[65,99[-0.013848	0.206417	-0.067	0.94651	
dist_reseau]0,200]	1.939711	0.219689	8.829	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.231976	0.179695	12.421	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.099860	0.111500	9.864	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.315141	0.098179	3.210	0.00133	**
PIE_o	0.049265	0.003250	15.157	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 3592.9 on 2604 degrees of freedom

Residual deviance: 2560.5 on 2591 degrees of freedom

AIC: 2588.5

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
##### Modèle 6 #####
```

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.1042	-1.1056	0.5552	0.8998	1.5097

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.132523	0.167676	-6.754	1.44e-11	***
m_pers[1,2[-0.689949	0.443532	-1.556	0.1198	
acces_auto[0,1e-06[1.143028	0.141886	8.056	7.89e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.154698	0.084644	1.828	0.0676	.
p_sexe2	-0.027025	0.066437	-0.407	0.6842	
p_age[5,16[-0.122424	0.103749	-1.180	0.2380	
dist_reseau]0,200]	1.709281	0.210704	8.112	4.97e-16	***
dist_reseau]200,400]	1.175926	0.101610	11.573	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.854059	0.075672	11.286	< 2e-16	***
PIE_o	0.026402	0.002526	10.453	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 6067.6 on 4815 degrees of freedom
 Residual deviance: 5352.8 on 4806 degrees of freedom
 AIC: 5372.8

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 7

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.3726	-0.6393	0.1958	0.6169	2.5739

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-4.740957	0.188907	-25.097	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.219500	0.107152	2.049	0.040511	*
m_pers[3,4[-0.463689	0.121044	-3.831	0.000128	***
m_pers[4,99[-0.502981	0.116988	-4.299	1.71e-05	***
acces_auto[0,1e-06[1.924543	0.110081	17.483	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.634645	0.096270	6.592	4.33e-11	***
p_sexe2	0.222378	0.078601	2.829	0.004666	**
p_age[5,16[0.092743	0.373939	0.248	0.804122	
p_age[16,25[0.029769	0.230842	0.129	0.897392	
p_age[65,99[-0.366394	0.090633	-4.043	5.29e-05	***
dist_reseau]0,200]	2.875945	0.197398	14.569	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	1.842371	0.120997	15.227	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.167067	0.086988	13.416	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.329971	0.084137	3.922	8.79e-05	***
PIE_o	0.058709	0.002823	20.794	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 6661.2 on 4854 degrees of freedom
 Residual deviance: 4112.3 on 4840 degrees of freedom
 AIC: 4142.3

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 8

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.9571	-0.6663	0.2649	0.6480	2.3520

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-4.972631	0.277685	-17.907	< 2e-16	***
m_pers[1,2[-0.223914	0.166228	-1.347	0.177970	
acces_auto[0,1e-06[1.823653	0.186775	9.764	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.477362	0.131175	3.639	0.000274	***
p_sexe2	0.335004	0.113182	2.960	0.003078	**
p_age[5,16[0.042227	0.198150	0.213	0.831243	
p_age[16,25[0.142718	0.191218	0.746	0.455449	
p_age[65,99[-0.289308	0.140916	-2.053	0.040068	*
dist_reseau]0,200]	2.364740	0.260465	9.079	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	1.989108	0.196597	10.118	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.302359	0.125444	10.382	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.509077	0.138735	3.669	0.000243	***
PIE_o	0.061452	0.003874	15.863	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 3054.4 on 2272 degrees of freedom
 Residual deviance: 1992.0 on 2260 degrees of freedom
 AIC: 2018

Number of Fisher Scoring iterations: 5

ANNEXE F : MATRICE DE CORRÉLATION SIMPLIFIÉE – MODÈLES 9 À 32

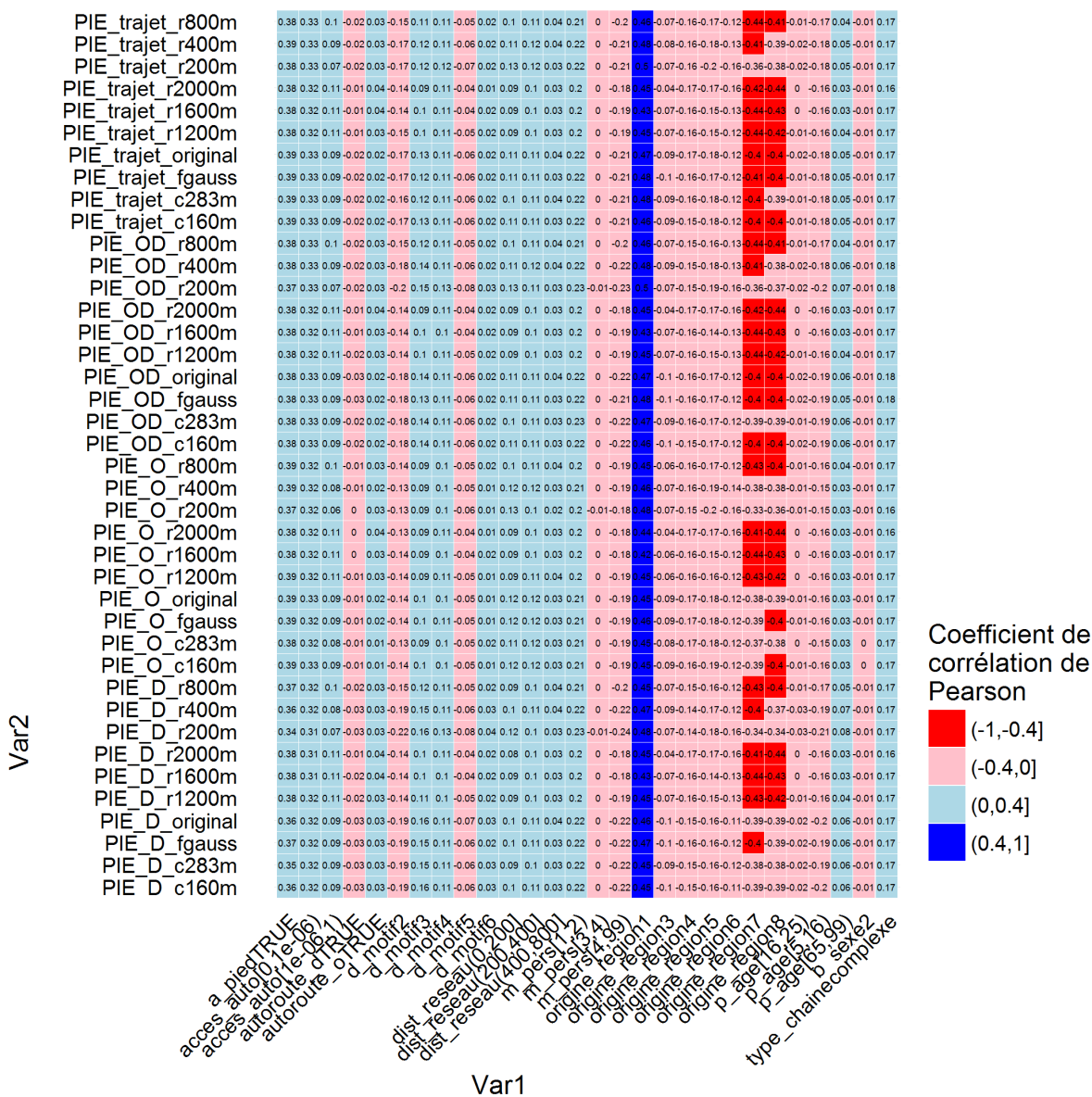


Figure F.1 : Matrice de corrélation simplifiée – Modèles 9 à 32

ANNEXE G : RÉSULTATS COMPLETS – MODÈLES 9 À 32

Modèle 9

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entraînement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.2163	-0.8064	0.3041	0.7898	2.4511

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.449190	0.093127	-37.037	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.264160	0.066516	3.971	7.15e-05	***
m_pers[3,4[-0.065176	0.060205	-1.083	0.279	
m_pers[4,99[-0.030689	0.055410	-0.554	0.580	
acces_auto[0,1e-06[1.808283	0.062546	28.911	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.468803	0.042107	11.134	< 2e-16	***
p_sexe2	0.253951	0.035491	7.155	8.34e-13	***
p_age[5,16[0.576563	0.060314	9.559	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.678790	0.073216	9.271	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.338713	0.058503	-5.790	7.05e-09	***
d_motif3	-0.482746	0.058108	-8.308	< 2e-16	***
d_motif4	-0.350221	0.067450	-5.192	2.08e-07	***
d_motif5	-0.654993	0.065596	-9.985	< 2e-16	***
d_motif6	-0.531502	0.067830	-7.836	4.66e-15	***
dist_reseau]0,200]	2.498357	0.090566	27.586	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.038912	0.057946	35.187	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.104956	0.039391	28.051	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.548867	0.040644	13.504	< 2e-16	***
PIE_o	0.050151	0.001564	32.060	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19669 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19707

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 10

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.2251	-0.7979	0.3091	0.7835	2.5007

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.474320	0.091922	-37.796	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.243286	0.066517	3.657	0.000255	***
m_pers[3,4[-0.065974	0.060438	-1.092	0.275009	
m_pers[4,99[-0.012779	0.055617	-0.230	0.818270	
acces_auto[0,1e-06[1.774148	0.062635	28.325	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.432180	0.042395	10.194	< 2e-16	***
p_sexe2	0.252733	0.035608	7.098	1.27e-12	***
p_age[5,16[0.585775	0.060612	9.664	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.682880	0.073623	9.275	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.331610	0.058575	-5.661	1.50e-08	***
d_motif3	-0.502922	0.058397	-8.612	< 2e-16	***
d_motif4	-0.374476	0.067792	-5.524	3.32e-08	***
d_motif5	-0.688132	0.065906	-10.441	< 2e-16	***
d_motif6	-0.546790	0.067992	-8.042	8.84e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.484700	0.090575	27.433	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.002801	0.058128	34.455	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.079672	0.039535	27.309	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.549622	0.040762	13.484	< 2e-16	***
PIE_o	0.043332	0.001288	33.633	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19576 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19614

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 11

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.1540	-0.7916	0.3108	0.7796	2.4771

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.520347	0.091706	-38.387	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.238349	0.066515	3.583	0.000339	***
m_pers[3,4[-0.068213	0.060562	-1.126	0.260026	
m_pers[4,99[-0.008393	0.055741	-0.151	0.880319	
acces_auto[0,1e-06[1.748990	0.062715	27.888	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.390112	0.042649	9.147	< 2e-16	***
p_sexe2	0.254039	0.035703	7.115	1.12e-12	***
p_age[5,16[0.594789	0.060894	9.768	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.686997	0.073816	9.307	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.340539	0.058603	-5.811	6.21e-09	***
d_motif3	-0.506660	0.058512	-8.659	< 2e-16	***
d_motif4	-0.387449	0.067888	-5.707	1.15e-08	***
d_motif5	-0.689040	0.066124	-10.420	< 2e-16	***
d_motif6	-0.553836	0.068147	-8.127	4.40e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.541045	0.090963	27.935	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.013285	0.058323	34.520	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.075071	0.039631	27.127	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.546935	0.040887	13.377	< 2e-16	***
PIE_o	0.040479	0.001164	34.772	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19490 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19528

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 12

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.0888	-0.7939	0.3068	0.7758	2.4993

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.557489	0.092153	-38.604	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.234677	0.066537	3.527	0.00042	***
m_pers[3,4[-0.062468	0.060520	-1.032	0.30198	
m_pers[4,99[-0.006430	0.055730	-0.115	0.90815	
acces_auto[0,1e-06[1.743804	0.062761	27.785	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.379253	0.042712	8.879	< 2e-16	***
p_sexe2	0.257110	0.035729	7.196	6.20e-13	***
p_age[5,16[0.595115	0.060926	9.768	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.684055	0.073720	9.279	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.325997	0.058633	-5.560	2.70e-08	***
d_motif3	-0.512385	0.058507	-8.758	< 2e-16	***
d_motif4	-0.395766	0.067936	-5.826	5.69e-09	***
d_motif5	-0.700423	0.066117	-10.594	< 2e-16	***
d_motif6	-0.554365	0.068128	-8.137	4.05e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.587579	0.091146	28.389	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.048174	0.058401	35.071	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.094343	0.039648	27.602	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.545959	0.040905	13.347	< 2e-16	***
PIE_o	0.039384	0.001123	35.064	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19467 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19505

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 13

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.0660	-0.7983	0.3111	0.7763	2.5175

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.563916	0.092395	-38.572	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.233557	0.066367	3.519	0.000433	***
m_pers[3,4[-0.063316	0.060454	-1.047	0.294945	
m_pers[4,99[-0.008253	0.055676	-0.148	0.882154	
acces_auto[0,1e-06[1.742768	0.062704	27.793	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.376767	0.042707	8.822	< 2e-16	***
p_sexe2	0.259987	0.035726	7.277	3.41e-13	***
p_age[5,16[0.590169	0.060969	9.680	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.682576	0.073683	9.264	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.326682	0.058484	-5.586	2.33e-08	***
d_motif3	-0.518436	0.058450	-8.870	< 2e-16	***
d_motif4	-0.396570	0.067838	-5.846	5.04e-09	***
d_motif5	-0.711948	0.066125	-10.767	< 2e-16	***
d_motif6	-0.570264	0.068088	-8.375	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.605680	0.091248	28.556	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.068491	0.058444	35.393	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.105835	0.039636	27.900	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.548095	0.040898	13.402	< 2e-16	***
PIE_o	0.038296	0.001094	34.991	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19476 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19514

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 14

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.1189	-0.7967	0.3101	0.7732	2.4716

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.41373	0.08915	-38.292	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.22976	0.06647	3.457	0.000547	***
m_pers[3,4[-0.06328	0.06047	-1.046	0.295362	
m_pers[4,99[-0.01216	0.05572	-0.218	0.827226	
acces_auto[0,1e-06[1.73373	0.06271	27.648	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.36825	0.04278	8.607	< 2e-16	***
p_sexe2	0.25945	0.03574	7.260	3.87e-13	***
p_age[5,16[0.58460	0.06096	9.591	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.67289	0.07374	9.125	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.32789	0.05856	-5.600	2.15e-08	***
d_motif3	-0.51747	0.05850	-8.845	< 2e-16	***
d_motif4	-0.40002	0.06792	-5.890	3.87e-09	***
d_motif5	-0.71035	0.06616	-10.737	< 2e-16	***
d_motif6	-0.56808	0.06815	-8.336	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.60984	0.09112	28.643	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.07161	0.05842	35.464	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.11565	0.03966	28.127	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.54834	0.04091	13.404	< 2e-16	***
PIE_o	0.03728	0.00106	35.168	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19464 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19502

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 15

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.2587	-0.8172	0.3149	0.7984	2.4320

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.133768	0.087955	-35.629	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.277266	0.066265	4.184	2.86e-05	***
m_pers[3,4[-0.053188	0.060090	-0.885	0.376	
m_pers[4,99[-0.010804	0.055275	-0.195	0.845	
acces_auto[0,1e-06[1.857995	0.062235	29.854	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.458187	0.042083	10.888	< 2e-16	***
p_sexe2	0.254223	0.035385	7.184	6.75e-13	***
p_age[5,16[0.617289	0.060270	10.242	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.730120	0.073158	9.980	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.344431	0.058602	-5.877	4.17e-09	***
d_motif3	-0.606370	0.058443	-10.375	< 2e-16	***
d_motif4	-0.437062	0.067475	-6.477	9.33e-11	***
d_motif5	-0.671046	0.065237	-10.286	< 2e-16	***
d_motif6	-0.641781	0.067568	-9.498	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.507271	0.090249	27.782	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.020233	0.057801	34.952	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.080113	0.039295	27.487	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.570609	0.040563	14.067	< 2e-16	***
PIE_d	0.043114	0.001403	30.729	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19781 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19819

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 16

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.1833	-0.8085	0.3157	0.7895	2.5298

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.350629	0.091152	-36.759	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.268369	0.066203	4.054	5.04e-05	***
m_pers[3,4[-0.055088	0.060201	-0.915	0.360	
m_pers[4,99[-0.008414	0.055380	-0.152	0.879	
acces_auto[0,1e-06[1.812029	0.062343	29.066	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.430617	0.042327	10.174	< 2e-16	***
p_sexe2	0.250025	0.035490	7.045	1.86e-12	***
p_age[5,16[0.602854	0.060584	9.951	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.726738	0.073470	9.892	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.338314	0.058464	-5.787	7.18e-09	***
d_motif3	-0.605428	0.058495	-10.350	< 2e-16	***
d_motif4	-0.423140	0.067627	-6.257	3.92e-10	***
d_motif5	-0.695070	0.065562	-10.602	< 2e-16	***
d_motif6	-0.619239	0.067774	-9.137	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.535735	0.090380	28.056	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.017888	0.058010	34.785	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.075034	0.039399	27.286	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.557604	0.040700	13.700	< 2e-16	***
PIE_d	0.040572	0.001261	32.179	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19685 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19723

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 17

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.1614	-0.7992	0.3138	0.7853	2.5917

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.471259	0.092015	-37.725	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.255684	0.066302	3.856	0.000115	***
m_pers[3,4[-0.053173	0.060350	-0.881	0.378274	
m_pers[4,99[-0.002526	0.055582	-0.045	0.963745	
acces_auto[0,1e-06[1.767825	0.062604	28.238	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.395485	0.042594	9.285	< 2e-16	***
p_sexe2	0.250733	0.035604	7.042	1.89e-12	***
p_age[5,16[0.569501	0.060733	9.377	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.684746	0.073527	9.313	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.337093	0.058502	-5.762	8.31e-09	***
d_motif3	-0.577291	0.058505	-9.867	< 2e-16	***
d_motif4	-0.413541	0.067714	-6.107	1.01e-09	***
d_motif5	-0.717691	0.065948	-10.883	< 2e-16	***
d_motif6	-0.589460	0.067930	-8.677	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.584056	0.090855	28.442	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.050144	0.058255	35.192	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.093920	0.039513	27.685	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.551995	0.040809	13.526	< 2e-16	***
PIE_d	0.039299	0.001167	33.678	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19575 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19613

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 18

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.0945	-0.7950	0.3096	0.7782	2.5510

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.514748	0.092004	-38.202	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.239259	0.066409	3.603	0.000315	***
m_pers[3,4[-0.058442	0.060413	-0.967	0.333364	
m_pers[4,99[-0.005991	0.055663	-0.108	0.914282	
acces_auto[0,1e-06[1.753666	0.062685	27.976	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.379240	0.042708	8.880	< 2e-16	***
p_sexe2	0.258745	0.035680	7.252	4.12e-13	***
p_age[5,16[0.568006	0.060845	9.335	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.679132	0.073573	9.231	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.332986	0.058496	-5.692	1.25e-08	***
d_motif3	-0.546576	0.058491	-9.345	< 2e-16	***
d_motif4	-0.406007	0.067726	-5.995	2.04e-09	***
d_motif5	-0.716476	0.066063	-10.845	< 2e-16	***
d_motif6	-0.574909	0.067979	-8.457	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.612976	0.091088	28.686	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.064238	0.058304	35.405	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.108835	0.039596	28.004	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.542483	0.040864	13.275	< 2e-16	***
PIE_d	0.038613	0.001121	34.457	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19516 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19554

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 19

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.112	-0.797	0.313	0.778	2.569

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.542648	0.092336	-38.367	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.240833	0.066365	3.629	0.000285	***
m_pers[3,4[-0.060917	0.060387	-1.009	0.313081	
m_pers[4,99[-0.009425	0.055643	-0.169	0.865491	
acces_auto[0,1e-06[1.753382	0.062674	27.976	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.373429	0.042722	8.741	< 2e-16	***
p_sexe2	0.259203	0.035697	7.261	3.84e-13	***
p_age[5,16[0.571803	0.060907	9.388	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.664755	0.073523	9.041	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.331450	0.058459	-5.670	1.43e-08	***
d_motif3	-0.543035	0.058466	-9.288	< 2e-16	***
d_motif4	-0.402247	0.067731	-5.939	2.87e-09	***
d_motif5	-0.718634	0.066086	-10.874	< 2e-16	***
d_motif6	-0.582431	0.068026	-8.562	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.622750	0.091200	28.758	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.079218	0.058407	35.599	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.116080	0.039609	28.178	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.548143	0.040882	13.408	< 2e-16	***
PIE_d	0.037905	0.001093	34.694	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19500 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19538

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 20

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.1195	-0.7932	0.3096	0.7765	2.5272

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.410345	0.089126	-38.265	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.235276	0.066489	3.539	0.000402	***
m_pers[3,4[-0.061554	0.060474	-1.018	0.308746	
m_pers[4,99[-0.009093	0.055759	-0.163	0.870458	
acces_auto[0,1e-06[1.738800	0.062713	27.726	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.361978	0.042833	8.451	< 2e-16	***
p_sexe2	0.260046	0.035739	7.276	3.43e-13	***
p_age[5,16[0.568427	0.060938	9.328	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.653827	0.073702	8.871	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.328350	0.058588	-5.604	2.09e-08	***
d_motif3	-0.536229	0.058552	-9.158	< 2e-16	***
d_motif4	-0.410657	0.067870	-6.051	1.44e-09	***
d_motif5	-0.719982	0.066178	-10.879	< 2e-16	***
d_motif6	-0.578179	0.068125	-8.487	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.624269	0.091140	28.794	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.081324	0.058420	35.627	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.122486	0.039667	28.297	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.546617	0.040911	13.361	< 2e-16	***
PIE_d	0.037224	0.001060	35.120	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19467 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19505

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 21

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.2924	-0.7999	0.3030	0.7868	2.4905

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.5917621	0.0943859	-38.054	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.2436461	0.0667974	3.648	0.000265	***
m_pers[3,4[-0.0540478	0.0605014	-0.893	0.371680	
m_pers[4,99[-0.0002741	0.0556856	-0.005	0.996073	
acces_auto[0,1e-06[1.7710575	0.0627588	28.220	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.4254400	0.0424275	10.027	< 2e-16	***
p_sexe2	0.2629320	0.0356348	7.379	1.60e-13	***
p_age[5,16[0.6210781	0.0605885	10.251	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.7213584	0.0734701	9.818	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.3227320	0.0588987	-5.479	4.27e-08	***
d_motif3	-0.5610966	0.0586212	-9.572	< 2e-16	***
d_motif4	-0.4220607	0.0679489	-6.211	5.25e-10	***
d_motif5	-0.6598622	0.0657454	-10.037	< 2e-16	***
d_motif6	-0.5987666	0.0679811	-8.808	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.4908146	0.0909740	27.379	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.0105091	0.0581861	34.553	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.0750281	0.0395268	27.197	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.5448009	0.0407848	13.358	< 2e-16	***
PIE_od_moyen	0.0539244	0.0016066	33.564	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19559 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19597

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 22

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.2360	-0.7974	0.3067	0.7778	2.5553

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.630068	0.094266	-38.509	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.236001	0.066638	3.542	0.000398	***
m_pers[3,4[-0.056967	0.060578	-0.940	0.347016	
m_pers[4,99[0.003834	0.055753	0.069	0.945178	
acces_auto[0,1e-06[1.746763	0.062739	27.842	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.402778	0.042612	9.452	< 2e-16	***
p_sexe2	0.256938	0.035694	7.198	6.09e-13	***
p_age[5,16[0.608799	0.060825	10.009	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.714785	0.073752	9.692	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.321494	0.058741	-5.473	4.42e-08	***
d_motif3	-0.565363	0.058693	-9.632	< 2e-16	***
d_motif4	-0.416630	0.068053	-6.122	9.23e-10	***
d_motif5	-0.692382	0.065995	-10.491	< 2e-16	***
d_motif6	-0.588626	0.068112	-8.642	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.503643	0.090899	27.543	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	1.997580	0.058325	34.249	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.063911	0.039604	26.864	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.542453	0.040863	13.275	< 2e-16	***
PIE_od_moyen	0.046442	0.001349	34.424	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19509 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19547

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 23

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.1721	-0.7915	0.3098	0.7773	2.5563

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.610850	0.093225	-38.733	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.236354	0.066557	3.551	0.000384	***
m_pers[3,4[-0.058475	0.060598	-0.965	0.334556	
m_pers[4,99[0.002061	0.055803	0.037	0.970541	
acces_auto[0,1e-06[1.732299	0.062796	27.586	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.376133	0.042764	8.796	< 2e-16	***
p_sexe2	0.255260	0.035735	7.143	9.12e-13	***
p_age[5,16[0.588688	0.060946	9.659	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.689193	0.073767	9.343	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.331973	0.058672	-5.658	1.53e-08	***
d_motif3	-0.546432	0.058643	-9.318	< 2e-16	***
d_motif4	-0.409076	0.067982	-6.017	1.77e-09	***
d_motif5	-0.704213	0.066193	-10.639	< 2e-16	***
d_motif6	-0.573230	0.068174	-8.408	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.562221	0.091169	28.104	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.026425	0.058436	34.678	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.077774	0.039650	27.182	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.543403	0.040925	13.278	< 2e-16	***
PIE_od_moyen	0.042066	0.001200	35.062	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19465 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19503

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 24

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.0984	-0.7940	0.3071	0.7751	2.5377

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.607121	0.092893	-38.831	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.229745	0.066569	3.451	0.000558	***
m_pers[3,4[-0.059579	0.060556	-0.984	0.325188	
m_pers[4,99[-0.001759	0.055786	-0.032	0.974849	
acces_auto[0,1e-06[1.732483	0.062812	27.582	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.368547	0.042802	8.611	< 2e-16	***
p_sexe2	0.259898	0.035757	7.268	3.64e-13	***
p_age[5,16[0.585569	0.060970	9.604	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.683666	0.073703	9.276	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.325130	0.058638	-5.545	2.94e-08	***
d_motif3	-0.531414	0.058585	-9.071	< 2e-16	***
d_motif4	-0.405923	0.067943	-5.974	2.31e-09	***
d_motif5	-0.708862	0.066190	-10.709	< 2e-16	***
d_motif6	-0.565419	0.068140	-8.298	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.601238	0.091288	28.495	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.053530	0.058444	35.137	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.097860	0.039672	27.674	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.540231	0.040934	13.198	< 2e-16	***
PIE_od_moyen	0.040295	0.001142	35.289	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19449 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19487

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 25

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.0941	-0.7938	0.3102	0.7748	2.5529

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.605366	0.092965	-38.782	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.232094	0.066436	3.493	0.000477	***
m_pers[3,4[-0.061563	0.060486	-1.018	0.308768	
m_pers[4,99[-0.005625	0.055724	-0.101	0.919594	
acces_auto[0,1e-06[1.736334	0.062755	27.668	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.367222	0.042781	8.584	< 2e-16	***
p_sexe2	0.261060	0.035750	7.302	2.83e-13	***
p_age[5,16[0.584137	0.061001	9.576	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.675025	0.073638	9.167	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.325834	0.058525	-5.567	2.59e-08	***
d_motif3	-0.531922	0.058521	-9.089	< 2e-16	***
d_motif4	-0.403040	0.067867	-5.939	2.87e-09	***
d_motif5	-0.715436	0.066177	-10.811	< 2e-16	***
d_motif6	-0.577049	0.068118	-8.471	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.615081	0.091354	28.626	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.072203	0.058497	35.424	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.108354	0.039658	27.948	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.545372	0.040926	13.326	< 2e-16	***
PIE_od_moyen	0.039019	0.001107	35.234	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19457 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19495

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 26

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.1236	-0.7916	0.3103	0.7737	2.5062

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.451260	0.089570	-38.532	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.228328	0.066535	3.432	0.0006	***
m_pers[3,4[-0.061952	0.060525	-1.024	0.3060	
m_pers[4,99[-0.007942	0.055795	-0.142	0.8868	
acces_auto[0,1e-06[1.726500	0.062762	27.509	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.358578	0.042865	8.365	< 2e-16	***
p_sexe2	0.260973	0.035769	7.296	2.96e-13	***
p_age[5,16[0.578942	0.060999	9.491	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.664352	0.073757	9.007	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.325435	0.058616	-5.552	2.82e-08	***
d_motif3	-0.527761	0.058578	-9.009	< 2e-16	***
d_motif4	-0.408373	0.067964	-6.009	1.87e-09	***
d_motif5	-0.715383	0.066229	-10.802	< 2e-16	***
d_motif6	-0.573568	0.068191	-8.411	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.617878	0.091228	28.696	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.075387	0.058474	35.492	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.117184	0.039696	28.144	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.545242	0.040938	13.319	< 2e-16	***
PIE_od_moyen	0.037972	0.001071	35.469	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19440 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19478

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 27

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.2575	-0.7945	0.3017	0.7832	2.5071

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.667497	0.095304	-38.482	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.241307	0.066886	3.608	0.000309	***
m_pers[3,4[-0.061111	0.060616	-1.008	0.313378	
m_pers[4,99[0.003801	0.055790	0.068	0.945676	
acces_auto[0,1e-06[1.760083	0.062804	28.025	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.418714	0.042515	9.849	< 2e-16	***
p_sexe2	0.262325	0.035686	7.351	1.97e-13	***
p_age[5,16[0.599185	0.060628	9.883	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.701022	0.073594	9.526	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.330282	0.059023	-5.596	2.20e-08	***
d_motif3	-0.539645	0.058657	-9.200	< 2e-16	***
d_motif4	-0.413423	0.068046	-6.076	1.23e-09	***
d_motif5	-0.673008	0.065828	-10.224	< 2e-16	***
d_motif6	-0.570969	0.068063	-8.389	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.489898	0.091169	27.311	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	1.997663	0.058282	34.276	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.070192	0.039586	27.034	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.542241	0.040835	13.279	< 2e-16	***
PIE_trajet_moyen	0.055705	0.001634	34.085	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19513 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19551

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 28

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.1878	-0.7938	0.3063	0.7762	2.5752

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.681096	0.095001	-38.748	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.234826	0.066739	3.519	0.000434	***
m_pers[3,4[-0.060496	0.060628	-0.998	0.318365	
m_pers[4,99[0.009505	0.055812	0.170	0.864770	
acces_auto[0,1e-06[1.748223	0.062777	27.848	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.397355	0.042651	9.316	< 2e-16	***
p_sexe2	0.259354	0.035722	7.260	3.86e-13	***
p_age[5,16[0.601340	0.060818	9.888	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.706419	0.073785	9.574	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.323295	0.058860	-5.493	3.96e-08	***
d_motif3	-0.558037	0.058715	-9.504	< 2e-16	***
d_motif4	-0.418641	0.068104	-6.147	7.89e-10	***
d_motif5	-0.693633	0.066014	-10.507	< 2e-16	***
d_motif6	-0.577767	0.068167	-8.476	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.516736	0.090999	27.657	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.001551	0.058393	34.277	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.065341	0.039632	26.881	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.542054	0.040890	13.256	< 2e-16	***
PIE_trajet_moyen	0.047165	0.001360	34.686	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19486 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19524

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 29

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.1731	-0.7932	0.3097	0.7776	2.5879

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.635098	0.093798	-38.755	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.238504	0.066545	3.584	0.000338	***
m_pers[3,4[-0.059450	0.060587	-0.981	0.326481	
m_pers[4,99[0.003492	0.055781	0.063	0.950079	
acces_auto[0,1e-06[1.737556	0.062790	27.673	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.378712	0.042741	8.861	< 2e-16	***
p_sexe2	0.257385	0.035732	7.203	5.88e-13	***
p_age[5,16[0.591798	0.060943	9.711	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.693111	0.073769	9.396	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.328031	0.058682	-5.590	2.27e-08	***
d_motif3	-0.544466	0.058618	-9.288	< 2e-16	***
d_motif4	-0.410244	0.067962	-6.036	1.58e-09	***
d_motif5	-0.702176	0.066141	-10.616	< 2e-16	***
d_motif6	-0.570595	0.068149	-8.373	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.580928	0.091181	28.305	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.045843	0.058442	35.006	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.086606	0.039643	27.410	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.544643	0.040910	13.313	< 2e-16	***
PIE_trajet_moyen	0.042045	0.001202	34.982	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19471 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19509

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 30

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.0985	-0.7928	0.3075	0.7757	2.5492

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.616381	0.093249	-38.782	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.231929	0.066524	3.486	0.00049	***
m_pers[3,4[-0.058710	0.060519	-0.970	0.33199	
m_pers[4,99[-0.001505	0.055757	-0.027	0.97846	
acces_auto[0,1e-06[1.735112	0.062795	27.632	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.370709	0.042775	8.667	< 2e-16	***
p_sexe2	0.261355	0.035746	7.311	2.64e-13	***
p_age[5,16[0.585079	0.060952	9.599	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.685855	0.073696	9.307	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.324257	0.058613	-5.532	3.16e-08	***
d_motif3	-0.534762	0.058544	-9.134	< 2e-16	***
d_motif4	-0.410706	0.067922	-6.047	1.48e-09	***
d_motif5	-0.712628	0.066179	-10.768	< 2e-16	***
d_motif6	-0.567557	0.068107	-8.333	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.612977	0.091273	28.628	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.067818	0.058443	35.382	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.106147	0.039657	27.893	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.543700	0.040906	13.291	< 2e-16	***
PIE_trajet_moyen	0.040177	0.001144	35.125	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19463 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19501

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 31

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.1048	-0.7936	0.3108	0.7735	2.5400

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.610920	0.093225	-38.733	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.234687	0.066432	3.533	0.000411	***
m_pers[3,4[-0.063176	0.060446	-1.045	0.295942	
m_pers[4,99[-0.007847	0.055690	-0.141	0.887939	
acces_auto[0,1e-06[1.737439	0.062757	27.685	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.367910	0.042767	8.603	< 2e-16	***
p_sexe2	0.262477	0.035737	7.345	2.06e-13	***
p_age[5,16[0.584046	0.060986	9.577	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.673437	0.073628	9.147	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.324812	0.058519	-5.551	2.85e-08	***
d_motif3	-0.532940	0.058493	-9.111	< 2e-16	***
d_motif4	-0.407820	0.067835	-6.012	1.83e-09	***
d_motif5	-0.716023	0.066142	-10.826	< 2e-16	***
d_motif6	-0.576461	0.068109	-8.464	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.623701	0.091358	28.719	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.083431	0.058501	35.614	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.114509	0.039646	28.111	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.546624	0.040906	13.363	< 2e-16	***
PIE_trajet_moyen	0.038952	0.001110	35.079	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19469 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19507

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 32

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.1224	-0.7939	0.3101	0.7705	2.4920

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-3.453450	0.089703	-38.499	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.231051	0.066523	3.473	0.000514	***
m_pers[3,4[-0.062164	0.060492	-1.028	0.304120	
m_pers[4,99[-0.007542	0.055766	-0.135	0.892420	
acces_auto[0,1e-06[1.726919	0.062766	27.514	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.359050	0.042855	8.378	< 2e-16	***
p_sexe2	0.262674	0.035762	7.345	2.06e-13	***
p_age[5,16[0.580375	0.060986	9.516	< 2e-16	***
p_age[16,25[0.663966	0.073763	9.001	< 2e-16	***
p_age[65,99[-0.324748	0.058603	-5.542	3.00e-08	***
d_motif3	-0.528453	0.058550	-9.026	< 2e-16	***
d_motif4	-0.410423	0.067944	-6.041	1.54e-09	***
d_motif5	-0.715892	0.066212	-10.812	< 2e-16	***
d_motif6	-0.573658	0.068158	-8.417	< 2e-16	***
dist_reseau]0,200]	2.622045	0.091224	28.743	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.081663	0.058472	35.601	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.120865	0.039686	28.244	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.547332	0.040922	13.375	< 2e-16	***
PIE_trajet_moyen	0.037883	0.001071	35.361	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 26919 on 19745 degrees of freedom
 Residual deviance: 19449 on 19727 degrees of freedom
 AIC: 19487

Number of Fisher Scoring iterations: 5

ANNEXE H : MATRICES DE CORRÉLATION – MODÈLES 33 À 48

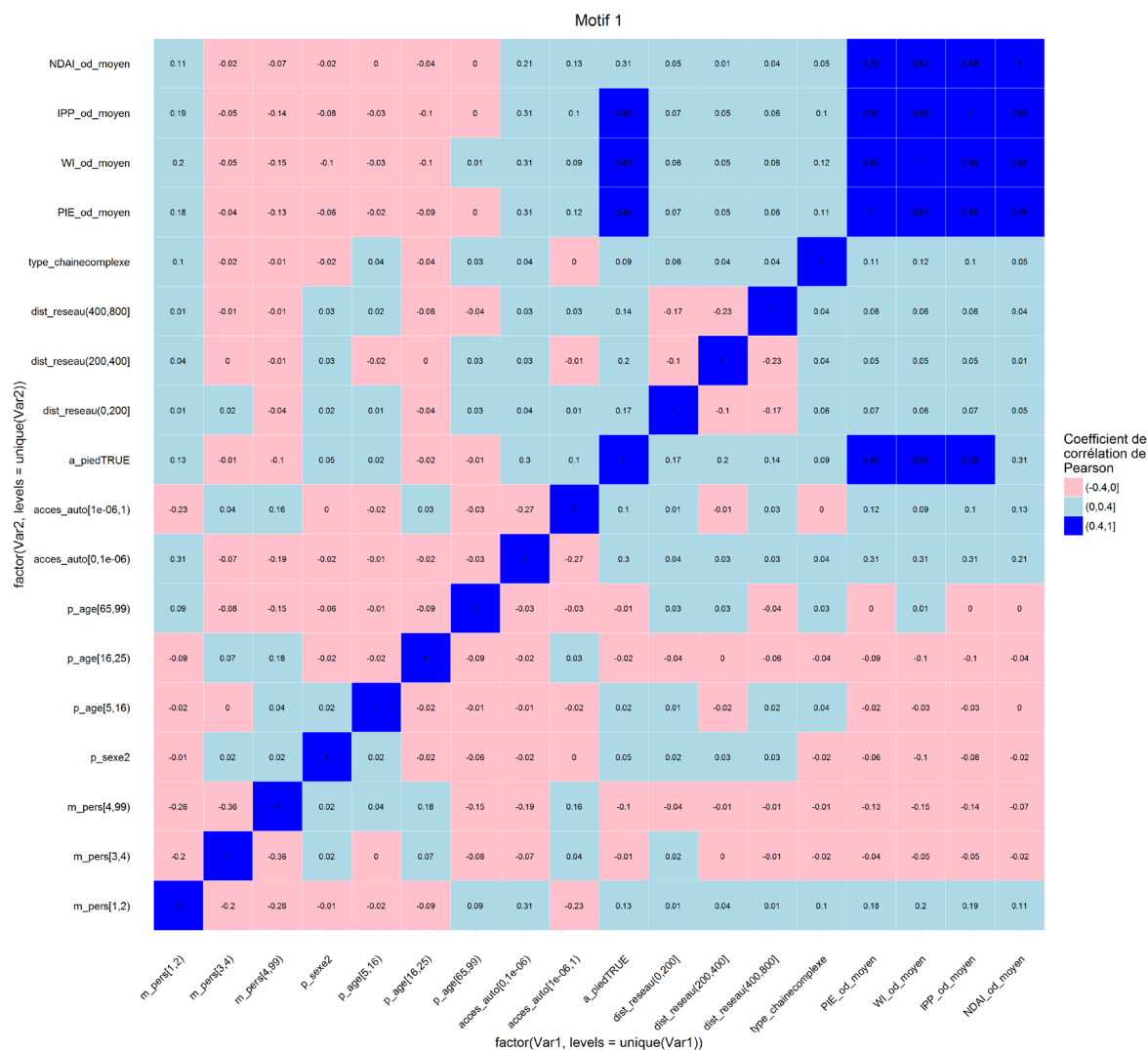


Figure H.1 : Matrice de corrélation – Modèles 33 à 36 (motif travail)

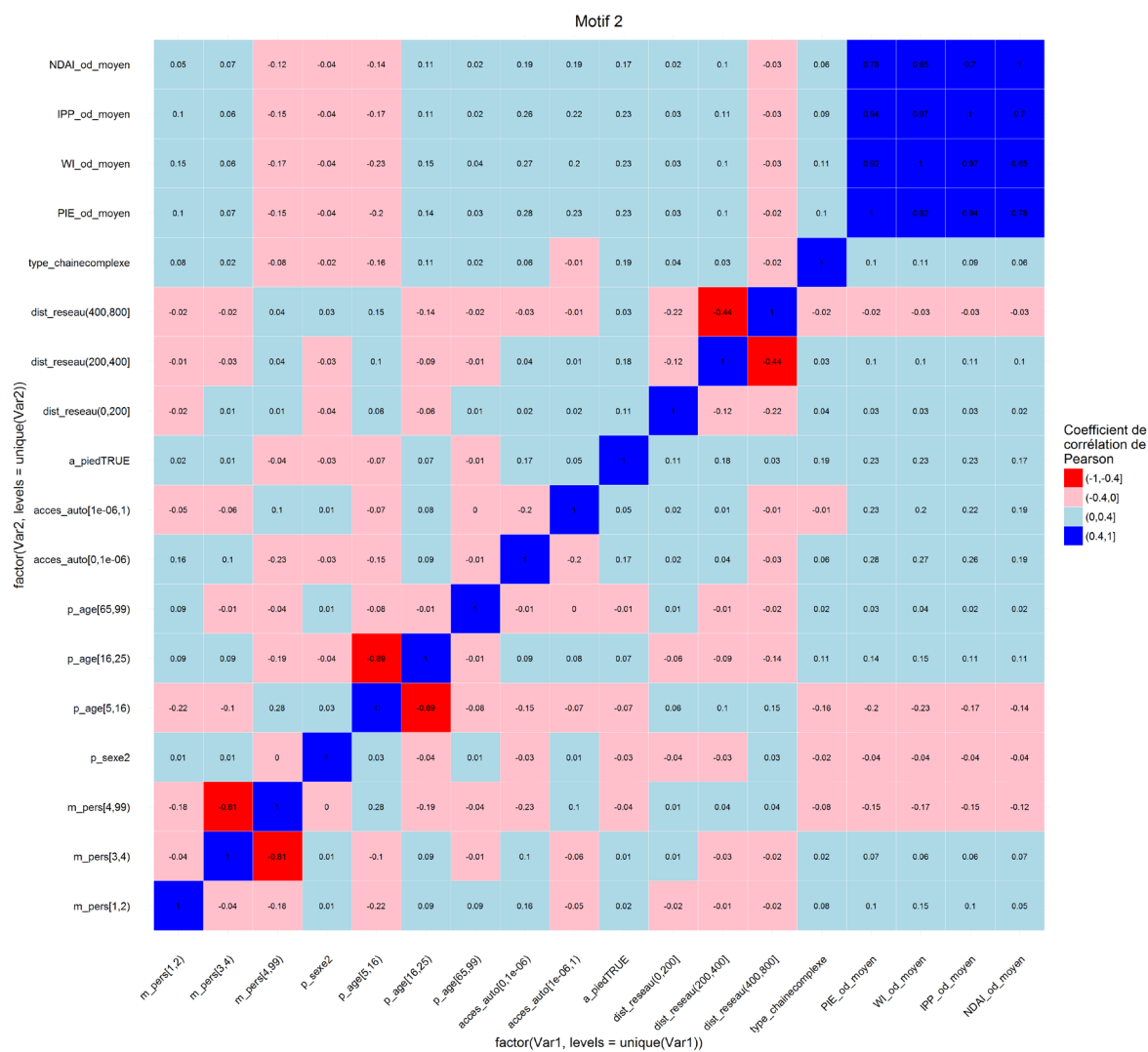


Figure H.2 : Matrice de corrélation – Modèles 37 à 40 (motif études)

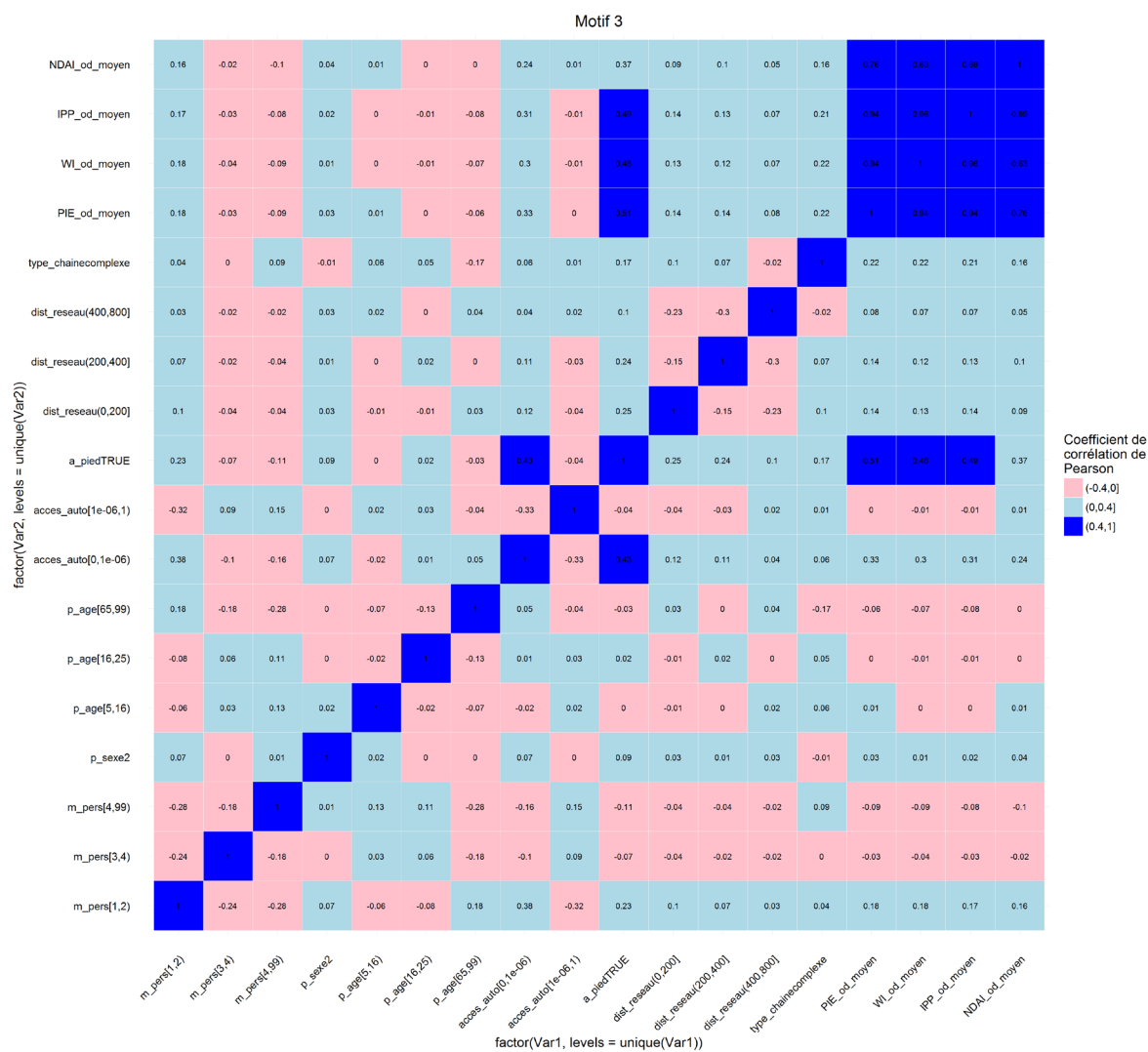


Figure H.3 : Matrice de corrélation – Modèles 41 à 44 (motif magasinage)

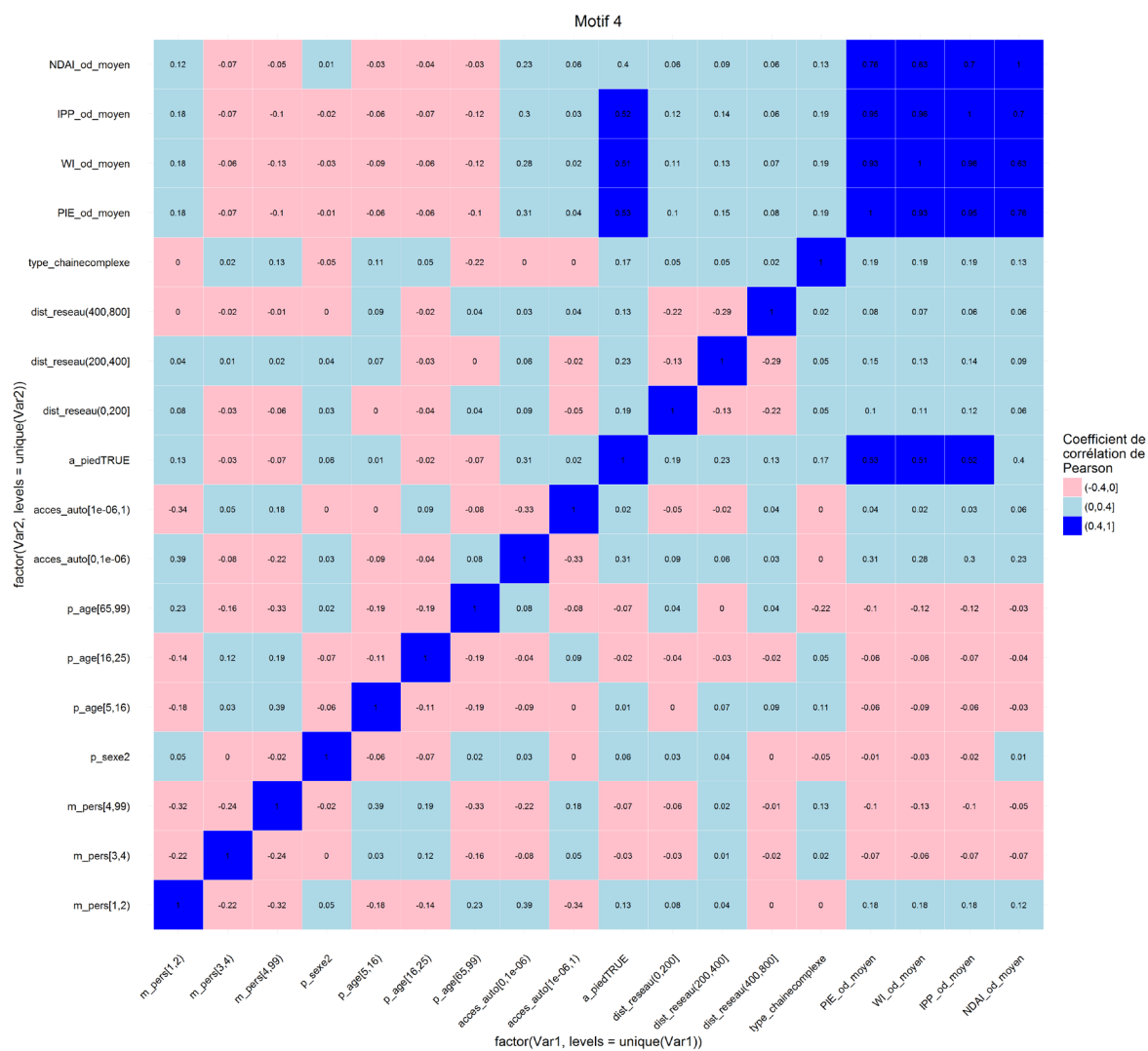


Figure H.4 : Matrice de corrélation – Modèles 45 à 48 (motif loisir)

ANNEXE I : RÉSULTATS COMPLETS – MODÈLES 33 À 48

Modèle 33

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.6637	-0.7896	0.2821	0.7682	2.4717

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.28586	0.13110	-9.809	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.25333	0.17873	1.417	0.15637	
m_pers[3,4[0.03669	0.13601	0.270	0.78737	
m_pers[4,99[-0.20907	0.12639	-1.654	0.09810	.
acces_auto[0,1e-06[1.71699	0.17423	9.855	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.67652	0.11378	5.946	2.75e-09	***
p_sexe2	0.26997	0.09942	2.715	0.00662	**
p_age[16,25[0.35969	0.16395	2.194	0.02824	*
p_age[65,99[-0.29551	0.20642	-1.432	0.15226	
dist_reseau]0,200]	2.18995	0.24042	9.109	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.15244	0.17922	12.010	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.09644	0.11115	9.865	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.14965	0.09871	1.516	0.12950	
PIE_od_moyen	0.77293	0.04907	15.752	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 3538.8 on 2564 degrees of freedom
 Residual deviance: 2547.4 on 2551 degrees of freedom
 AIC: 2575.4

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 34

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.8869	-0.7828	0.2374	0.7677	2.3179

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.37169	0.13215	-10.380	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.23674	0.18034	1.313	0.189251	
m_pers[3,4[0.09269	0.13613	0.681	0.495953	
m_pers[4,99[-0.14637	0.12661	-1.156	0.247643	
acces_auto[0,1e-06[1.78564	0.17475	10.218	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.70208	0.11364	6.178	6.48e-10	***
p_sexe2	0.32903	0.09988	3.294	0.000987	***
p_age[16,25[0.39006	0.16324	2.389	0.016873	*
p_age[65,99[-0.23791	0.20721	-1.148	0.250893	
dist_reseau]0,200]	2.18751	0.23594	9.271	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.09452	0.17516	11.958	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.11103	0.11110	10.000	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.13529	0.09867	1.371	0.170351	
WI_od_moyen	0.74633	0.04878	15.300	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 3538.8 on 2564 degrees of freedom

Residual deviance: 2542.7 on 2551 degrees of freedom

AIC: 2570.7

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 35

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.6751	-0.7788	0.2642	0.7779	2.3786

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.34345	0.13127	-10.234	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.28012	0.17786	1.575	0.11526	
m_pers[3,4[0.06810	0.13571	0.502	0.61580	
m_pers[4,99[-0.17672	0.12624	-1.400	0.16154	
acces_auto[0,1e-06[1.77484	0.17383	10.210	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.70723	0.11336	6.239	4.42e-10	***
p_sexe2	0.30106	0.09933	3.031	0.00244	**
p_age[16,25[0.39795	0.16358	2.433	0.01499	*
p_age[65,99[-0.23464	0.20537	-1.143	0.25322	
dist_reseau]0,200]	2.17832	0.23765	9.166	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.10347	0.17615	11.941	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.10945	0.11089	10.005	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.16482	0.09834	1.676	0.09371	.
IPP_od_moyen	0.75102	0.04895	15.344	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 3538.8 on 2564 degrees of freedom

Residual deviance: 2559.7 on 2551 degrees of freedom

AIC: 2587.7

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 36

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.5925	-0.8620	0.3217	0.8020	3.1498

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.23372	0.12578	-9.808	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.43625	0.17176	2.540	0.0111	*
m_pers[3,4[-0.02776	0.13088	-0.212	0.8320	
m_pers[4,99[-0.26844	0.12174	-2.205	0.0275	*
acces_auto[0,1e-06[1.97720	0.16866	11.723	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.79746	0.10974	7.267	3.69e-13	***
p_sexe2	0.19450	0.09572	2.032	0.0422	*
p_age[16,25[0.19892	0.15966	1.246	0.2128	
p_age[65,99[-0.31664	0.20276	-1.562	0.1184	
dist_reseau]0,200]	2.16477	0.23756	9.112	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.16136	0.17836	12.118	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.10678	0.10712	10.332	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.21063	0.09535	2.209	0.0272	*
NDAI_od_moyen	0.60841	0.05701	10.671	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 3538.8 on 2564 degrees of freedom

Residual deviance: 2692.0 on 2551 degrees of freedom

AIC: 2720

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 37

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.9669	-1.1169	0.5640	0.9113	1.4442

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	0.23028	0.10899	2.113	0.0346	*
m_pers[1,2[-0.58288	0.41409	-1.408	0.1592	
acces_auto[0,1e-06[1.08636	0.13838	7.851	4.14e-15	***
acces_auto[1e-06,1[0.13159	0.08404	1.566	0.1174	
p_sexe2	0.03775	0.06642	0.568	0.5698	
p_age[5,16[-0.16307	0.10412	-1.566	0.1173	
dist_reseau]0,200]	1.74359	0.22179	7.861	3.80e-15	***
dist_reseau]200,400]	1.25877	0.10289	12.235	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.84799	0.07511	11.291	< 2e-16	***
PIE_od_moyen	0.33154	0.03698	8.965	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 6053.1 on 4804 degrees of freedom
 Residual deviance: 5363.8 on 4795 degrees of freedom
 AIC: 5383.8

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 38

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.9630	-1.1099	0.5503	0.9019	1.4294

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	0.24561	0.10954	2.242	0.0249	*
m_pers[1,2[-0.72634	0.42253	-1.719	0.0856	.
acces_auto[0,1e-06[1.08585	0.13814	7.861	3.82e-15	***
acces_auto[1e-06,1[0.14072	0.08374	1.680	0.0929	.
p_sexe2	0.03470	0.06645	0.522	0.6015	
p_age[5,16[-0.14898	0.10452	-1.425	0.1540	
dist_reseau]0,200]	1.74847	0.22155	7.892	2.97e-15	***
dist_reseau]200,400]	1.25423	0.10291	12.187	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.83882	0.07514	11.164	< 2e-16	***
WI_od_moyen	0.39746	0.04368	9.100	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 6047.8 on 4801 degrees of freedom
 Residual deviance: 5352.9 on 4792 degrees of freedom
 (3 observations deleted due to missingness)
 AIC: 5372.9

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 39

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.9745	-1.1132	0.5533	0.9008	1.4062

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	0.26273	0.10925	2.405	0.0162	*
m_pers[1,2[-0.59252	0.41520	-1.427	0.1536	
acces_auto[0,1e-06[1.09125	0.13822	7.895	2.90e-15	***
acces_auto[1e-06,1[0.13281	0.08390	1.583	0.1134	
p_sexe2	0.03388	0.06641	0.510	0.6100	
p_age[5,16[-0.18246	0.10392	-1.756	0.0791	.
dist_reseau]0,200]	1.74477	0.22163	7.873	3.47e-15	***
dist_reseau]200,400]	1.25303	0.10293	12.173	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.84376	0.07512	11.233	< 2e-16	***
IPP_od_moyen	0.35773	0.03952	9.051	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 6053.1 on 4804 degrees of freedom
 Residual deviance: 5359.9 on 4795 degrees of freedom
 AIC: 5379.9

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 40

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.9211	-1.1622	0.5976	0.9242	1.6175

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	0.22584	0.10805	2.090	0.03660	*
m_pers[1,2[-0.43718	0.40999	-1.066	0.28628	
acces_auto[0,1e-06[1.24754	0.13612	9.165	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.23612	0.08225	2.871	0.00409	**
p_sexe2	0.02633	0.06604	0.399	0.69019	
p_age[5,16[-0.21542	0.10308	-2.090	0.03662	*
dist_reseau]0,200]	1.77331	0.22121	8.017	1.09e-15	***
dist_reseau]200,400]	1.28293	0.10253	12.513	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.86397	0.07475	11.558	< 2e-16	***
NDAI_od_moyen	0.17898	0.03143	5.695	1.24e-08	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 6053.1 on 4804 degrees of freedom
 Residual deviance: 5413.5 on 4795 degrees of freedom
 AIC: 5433.5

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 41

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.3062	-0.6137	0.1765	0.6110	2.5663

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.80173	0.11530	-15.627	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.29350	0.10843	2.707	0.006791	**
m_pers[3,4[-0.27647	0.12364	-2.236	0.025343	*
m_pers[4,99[-0.41691	0.11868	-3.513	0.000443	***
acces_auto[0,1e-06[1.99181	0.11319	17.597	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.48812	0.09799	4.981	6.32e-07	***
p_sexe2	0.27303	0.08010	3.409	0.000653	***
p_age[5,16[0.29247	0.40940	0.714	0.474986	
p_age[16,25[0.09530	0.21732	0.439	0.661001	
p_age[65,99[-0.45249	0.09277	-4.878	1.07e-06	***
dist_reseau]0,200]	3.21834	0.20083	16.025	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.08966	0.12175	17.164	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.21882	0.08873	13.737	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.27556	0.08569	3.216	0.001302	**
PIE_od_moyen	0.94897	0.04519	21.000	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 6627.7 on 4826 degrees of freedom
 Residual deviance: 3990.3 on 4812 degrees of freedom
 AIC: 4020.3

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 42

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.2963	-0.6106	0.1558	0.6159	2.4367

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.76871	0.11521	-15.353	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.29222	0.10840	2.696	0.007023	**
m_pers[3,4[-0.23535	0.12354	-1.905	0.056782	.
m_pers[4,99[-0.38509	0.11782	-3.268	0.001081	**
acces_auto[0,1e-06[2.07229	0.11290	18.355	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.50804	0.09788	5.191	2.10e-07	***
p_sexe2	0.31299	0.08013	3.906	9.39e-05	***
p_age[5,16[0.31584	0.40964	0.771	0.440702	
p_age[16,25[0.08374	0.21651	0.387	0.698937	
p_age[65,99[-0.42479	0.09276	-4.579	4.67e-06	***
dist_reseau]0,200]	3.19238	0.19627	16.265	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.09342	0.12052	17.370	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.23192	0.08880	13.873	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.28415	0.08531	3.331	0.000866	***
WI_od_moyen	0.85777	0.04272	20.078	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 6616.5 on 4818 degrees of freedom

Residual deviance: 3998.9 on 4804 degrees of freedom

(8 observations deleted due to missingness)

AIC: 4028.9

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 43

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.3707	-0.6176	0.1647	0.6078	2.5318

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.79611	0.11539	-15.565	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.30221	0.10808	2.796	0.005171	**
m_pers[3,4[-0.26665	0.12366	-2.156	0.031058	*
m_pers[4,99[-0.41360	0.11825	-3.498	0.000469	***
acces_auto[0,1e-06[2.05912	0.11284	18.248	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.51752	0.09779	5.292	1.21e-07	***
p_sexe2	0.31294	0.08007	3.908	9.30e-05	***
p_age[5,16[0.26730	0.41691	0.641	0.521421	
p_age[16,25[0.12150	0.21621	0.562	0.574163	
p_age[65,99[-0.41868	0.09249	-4.527	5.99e-06	***
dist_reseau]0,200]	3.20094	0.19805	16.162	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.08382	0.12093	17.231	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.21093	0.08867	13.656	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.30172	0.08528	3.538	0.000403	***
IPP_od_moyen	0.87053	0.04227	20.594	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 6627.7 on 4826 degrees of freedom
 Residual deviance: 4002.4 on 4812 degrees of freedom
 AIC: 4032.4

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 44

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.2931	-0.6865	0.1934	0.6746	3.1302

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.89869	0.11215	-16.930	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.34321	0.10458	3.282	0.00103	**
m_pers[3,4[-0.26692	0.11868	-2.249	0.02451	*
m_pers[4,99[-0.45989	0.11450	-4.017	5.90e-05	***
acces_auto[0,1e-06[2.18347	0.11039	19.780	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.55807	0.09421	5.924	3.15e-09	***
p_sexe2	0.24070	0.07706	3.123	0.00179	**
p_age[5,16[0.25302	0.40282	0.628	0.52991	
p_age[16,25[0.03882	0.21040	0.185	0.85362	
p_age[65,99[-0.53525	0.08948	-5.982	2.21e-09	***
dist_reseau]0,200]	3.36874	0.20434	16.486	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.17889	0.11820	18.434	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.28414	0.08533	15.050	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.41326	0.08263	5.001	5.69e-07	***
NDAI_od_moyen	0.97008	0.06647	14.594	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 6627.7 on 4826 degrees of freedom
 Residual deviance: 4233.7 on 4812 degrees of freedom
 AIC: 4263.7

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 45

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.9624	-0.6553	0.2556	0.6495	2.4876

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.78681	0.17584	-10.162	< 2e-16	***
m_pers[1,2[-0.15011	0.16466	-0.912	0.361947	
acces_auto[0,1e-06[1.38917	0.18128	7.663	1.82e-14	***
acces_auto[1e-06,1[0.34685	0.13522	2.565	0.010314	*
p_sexe2	0.24871	0.11592	2.146	0.031913	*
p_age[5,16[-0.12903	0.20384	-0.633	0.526741	
p_age[16,25[0.20000	0.20068	0.997	0.318955	
p_age[65,99[-0.33639	0.14124	-2.382	0.017236	*
dist_reseau]0,200]	2.65572	0.26586	9.989	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.30920	0.20452	11.291	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.40672	0.12925	10.884	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.52610	0.13835	3.803	0.000143	***
PIE_od_moyen	1.04594	0.06272	16.675	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 3006.2 on 2228 degrees of freedom
 Residual deviance: 1932.0 on 2216 degrees of freedom
 AIC: 1958

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 46

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.1230	-0.6438	0.2038	0.6318	2.2275

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.78983	0.17751	-10.083	< 2e-16	***
m_pers[1,2[-0.23274	0.16945	-1.374	0.169591	
acces_auto[0,1e-06[1.50785	0.18333	8.225	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.39919	0.13569	2.942	0.003262	**
p_sexe2	0.27214	0.11743	2.317	0.020483	*
p_age[5,16[-0.06063	0.20151	-0.301	0.763525	
p_age[16,25[0.21151	0.20032	1.056	0.291030	
p_age[65,99[-0.26169	0.14301	-1.830	0.067274	.
dist_reseau]0,200]	2.56664	0.26125	9.825	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.35904	0.20339	11.599	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.42626	0.13052	10.927	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.51874	0.13895	3.733	0.000189	***
WI_od_moyen	0.97861	0.05919	16.533	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 3003.3 on 2226 degrees of freedom

Residual deviance: 1893.2 on 2214 degrees of freedom

(2 observations deleted due to missingness)

AIC: 1919.2

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 47

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
    data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.8895	-0.6680	0.2308	0.6510	2.2918

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.78133	0.17634	-10.102	< 2e-16	***
m_pers[1,2[-0.20567	0.16683	-1.233	0.21765	
acces_auto[0,1e-06[1.46454	0.18203	8.046	8.59e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.38615	0.13498	2.861	0.00423	**
p_sexe2	0.25937	0.11641	2.228	0.02588	*
p_age[5,16[-0.11315	0.20343	-0.556	0.57807	
p_age[16,25[0.21359	0.19915	1.073	0.28350	
p_age[65,99[-0.27958	0.14181	-1.971	0.04867	*
dist_reseau]0,200]	2.54808	0.26222	9.717	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.33389	0.20353	11.467	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.41859	0.12978	10.931	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.55654	0.13874	4.011	6.04e-05	***
IPP_od_moyen	1.00838	0.06033	16.714	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 3006.2 on 2228 degrees of freedom
 Residual deviance: 1920.7 on 2216 degrees of freedom
 AIC: 1946.7

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Modèle 48

Call:

```
glm(formula = a_pied ~ . - ipere, family = binomial(link = "logit"),
     data = entrainement.deplacements)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.6615	-0.7860	0.3272	0.6993	2.9526

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.79341	0.16936	-10.589	< 2e-16	***
m_pers[1,2[0.05735	0.15619	0.367	0.713481	
acces_auto[0,1e-06[1.70072	0.17361	9.796	< 2e-16	***
acces_auto[1e-06,1[0.47513	0.12853	3.697	0.000219	***
p_sexe2	0.13338	0.11006	1.212	0.225561	
p_age[5,16[-0.28770	0.19733	-1.458	0.144841	
p_age[16,25[-0.08518	0.19048	-0.447	0.654731	
p_age[65,99[-0.61583	0.13495	-4.563	5.03e-06	***
dist_reseau]0,200]	2.62741	0.25647	10.244	< 2e-16	***
dist_reseau]200,400]	2.47082	0.20186	12.240	< 2e-16	***
dist_reseau]400,800]	1.42859	0.12307	11.608	< 2e-16	***
type_chaine complexe	0.67101	0.13383	5.014	5.33e-07	***
NDAI_od_moyen	1.16382	0.09844	11.823	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 3006.2 on 2228 degrees of freedom
 Residual deviance: 2078.2 on 2216 degrees of freedom
 AIC: 2104.2

Number of Fisher Scoring iterations: 5